



HAL
open science

Modélisation et la simulation à base d'agents : Affectation dynamique des véhicules autonomes et connectés

Manal Elimadi

► **To cite this version:**

Manal Elimadi. Modélisation et la simulation à base d'agents : Affectation dynamique des véhicules autonomes et connectés. Autre. Université Bourgogne Franche-Comté, 2023. Français. NNT : 2023UBFCA028 . tel-04587607

HAL Id: tel-04587607

<https://theses.hal.science/tel-04587607>

Submitted on 24 May 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE DE DOCTORAT
DE L'ÉTABLISSEMENT UNIVERSITÉ BOURGOGNE-FRANCHE-COMTÉ
PRÉPARÉE À L'UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE DE BELFORT-MONTBÉLIARD

École doctorale n°37
Sciences Pour l'Ingénieur et Microtechniques

Doctorat d'Informatique

par

MANAL ELIMADI

**Modélisation et Simulation à base d'agents : Affectation Dynamique des
Véhicules Autonomes et Connectés**

Thèse présentée et soutenue à Belfort, le 22 décembre 2023 (Version provisoire en cours d'examen)

Composition du Jury :

PR. BOUKACHOUR JAOUAD	Professeur à l'Université du Havre	Rapporteur			
PR. BOUNEFFA MOURAD	Professeur à l'Université du Littoral Côte d'Opale	Rapporteur			
PR. FONLUPT CYRIL	Professeur à l'Université du Littoral Côte d'Opale	Examineur			
PR. DRIDI MAHJOUR	Professeur à l'UTBM	Examineur			
Pr. IDRISSI ABDELLAH	Professeur à l'Université de Rabat	Examineur			
Pr. ABBAS-TURKI ABDELJALIL	Professeur à l'UTBM	Directeur de thèse			
N° <table border="1" data-bbox="143 2139 287 2184"><tr><td>X</td><td>X</td><td>X</td></tr></table> PR. KOUKAM ABDERRAFIAA	X	X	X	Professeur à l'UTBM	Codirecteur de thèse
X	X	X			

REMERCIEMENTS

Au-delà des conventions formelles, je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers le Professeur Abdeljalil Abbas-Turki pour son encadrement exceptionnel, marqué par ses qualités scientifiques et humaines. Ce travail doit énormément à sa disponibilité constante, à sa précision scientifique et à sa patience. Je tiens également à remercier le Professeur Abder Koukam, mon co-directeur de thèse, pour ses conseils précieux et sa confiance.

Je suis profondément reconnaissante envers les Professeurs Jaouad Boukachour et Mourad Bouneffa d'avoir accepté la responsabilité d'évaluer ce travail. Mes remerciements vont également aux Professeurs Cyril Fonlupt, Abdellah Idrissi et Mahjoub Dridi pour l'honneur qu'ils ont fait en acceptant d'examiner ma thèse. Les remarques constructives des rapporteurs et des examinateurs ont contribué à la clarification de certains aspects abordés dans le mémoire.

Je souhaite exprimer ma gratitude envers l'ensemble du personnel du laboratoire CIAD avec lequel j'ai pu échanger sur des sujets tant scientifiques que pédagogiques. Mes remerciements vont également au Professeur Stéphane Galland, Directeur du laboratoire, pour avoir créé l'ambiance propice qui m'a permis de mener sereinement mes recherches.

Enfin et avant tout, mes pensées vont tout particulièrement à ma famille et à tous ceux qui me sont chers. Je tiens à exprimer une reconnaissance profonde envers mes parents, piliers incontestables de mon parcours académique. Leur soutien infaillible, leurs sacrifices et leur encouragement constant ont été les fondements sur lesquels s'est édifié ce travail. L'amour indéfectible de mes parents, de mes soeurs et de mon frère m'a guidé à travers les défis, et je leur suis infiniment reconnaissante pour leur contribution inestimable.

SOMMAIRE

1	Introduction générale	1
1.1	Le Contexte	1
1.2	Obejctif de ce travail	3
1.3	Préoccupation et analyse	4
1.4	Méthodologie	5
1.5	Contribution	6
1.6	LISTE DES ABREVIATIONS	7
1.7	LISTE DES VARIABVLES	8
2	Modélisation et Affectation du trafic	11
2.1	Introduction	12
2.2	Modélisation d'écoulement du trafic	12
2.2.1	Modélisation macroscopique	14
2.2.1.1	Variables macroscopiques	14
2.2.1.2	Diagramme fondamental	16
2.2.1.3	Estimation des temps parcours	19
2.2.2	Modélisation microscopique	20
2.2.2.1	Variables microscopiques	22
2.2.2.2	Modèles de poursuite	23
2.2.2.3	Modèles à base règles	25
2.2.3	Modélisation mésoscopique	26
2.3	Discussion des modèles du trafic	28
2.4	Affectation du trafic	29
2.4.1	Affectation statique du trafic	30
2.4.1.1	Équilibre des usagers : Définition et formulation du problème	31

2.4.1.2	Équilibre stochastique des usagers	33
2.4.1.3	Approches de résolution de l'affectation statique	34
2.4.2	Affectation dynamique du trafic	35
2.4.2.1	Equilibre des usagers dépendant du temps	36
2.4.2.2	Approches de résolution	37
2.5	Discussion des approches d'affectation du trafic	39
2.5.1	Discussion des modèles	39
2.5.2	L'affectation du trafic face aux évolutions du transport	40
2.5.3	Préparer l'affectation du trafic de demain : Systèmes multi-agents	42
2.6	Conclusion	43
3	Approches agents pour l'affectation du trafic	45
3.1	Introduction	46
3.2	Affectation dynamique à base d'agent	47
3.2.1	Bref rappel de la modélisation multi-agents	47
3.2.1.1	Système multi-agents	48
3.2.1.2	Agents	49
3.2.1.3	Caractéristiques des agents	51
3.2.2	Agent apprenant pour l'affectation du trafic	52
3.2.2.1	Architecture de la composante de décision des agents conducteurs	54
3.2.2.2	Approche multi-agents pour la résolution du problème de l'affectation du trafic	56
3.2.3	Discussion	58
3.3	Navigation en Nuage et V2X : Agents connectés pour le calcul d'itinéraire	59
3.3.1	Architecture générale	60
3.3.2	Conception des systèmes multi-agent pour le calcul des itinéraires	62
3.3.3	Systèmes multi-agents proposés	64
3.3.3.1	Approche à base de recherche du plus court chemin en nuage (<i>PCCN</i>)	65
3.3.3.2	Approche à base d'agents contents-mécontents (<i>ACM</i>)	67
3.3.3.3	Approche à base d'agent Nuage intelligent (<i>ANI</i>)	69

3.3.3.4	Approche à base de réservation de nœuds : Mixed Node Reservation (<i>MNR</i>)	71
3.4	Conclusion	79
4	Simulations et résultats	83
4.1	Introduction	83
4.2	Présentation de l'approche de test	84
4.2.1	Problèmes soulevés	85
4.2.2	Réseaux étudiés	87
4.2.3	Systèmes de signalisation	89
4.2.4	Approche de test : En résumé	96
4.3	Plateforme de test	97
4.3.1	Modélisation microscopique : VISSIM	97
4.3.1.1	Cas d'usage	98
4.3.1.2	Interface VISSIM	99
4.3.1.3	Interface COM de VISSIM : Language de programmation	100
4.3.1.4	Interaction avec les objets de l'interface COM	100
4.3.2	Modélisation macroscopique : VISUM	104
4.4	Résultats	105
4.4.1	Sélection : Deux tronçons conflictuels (<i>RTE</i>)	106
4.4.2	Selection : Deux origines conflictuelles (<i>RGM</i>)	109
4.4.3	Comparaison : Réseau réaliste (La ville de MASDAR)	111
4.5	Conclusion	114
5	Conclusion et Perspectives	117
5.1	Conclusion	117
5.2	Perspectives	119
	Bibliographie	121
	Table des figures	145
	Liste des tables	147

Liste des définitions	149
Publications Scientifiques	151

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Sommaire

1.1 Le Contexte	1
1.2 Obejctif de ce travail	3
1.3 Préoccupation et analyse	4
1.4 Méthodologie	5
1.5 Contribution	6
1.6 LISTE DES ABREVIATIONS	7
1.7 LISTE DES VARIABVLES	8

Ce chapitre introduit notre travail de recherche, définit son contexte et ses contributions et facilite la lecture du reste du mémoire de thèse, comme indiqué dans la table des matières ci-dessus.

1.1/ LE CONTEXTE

La modélisation du trafic routier englobe divers éléments tels que le comportement des conducteurs, la configuration des routes et la variété des flux de véhicules. Les expériences auxquelles sont confrontés les conducteurs dépendent du type de réseau qu'ils utilisent. Cette complexité du trafic a suscité un intérêt croissant en tant que domaine de recherche depuis le début du siècle dernier.

Les méthodes de modélisation du trafic routier permettent aux autorités organisatrices des réseaux routiers de mieux gérer leurs infrastructures en optimisant les trafics qui les empruntent, en prévenant les congestions et en détectant rapidement les incidents ou accidents, pour les traiter dans les délais les plus réduits.

Deux approches complémentaires sont requises pour modéliser la circulation au sein d'un réseau routier. La première est la modélisation de l'écoulement qui permet de décrire l'évolution des flux de trafic sur un tronçon de route et l'affectation qui décrit la façon dont les usagers choisissent leurs itinéraires sur un réseau.

Les modèles utilisés en trafic diffèrent les uns des autres selon :

- la nature de leurs variables qui peut être continue, discrète ou semi discrète,
- le type de modèle d'écoulement; on en distingue trois : les modèles macroscopiques adaptés à la représentation de réseaux de grandes tailles, qui considèrent le trafic comme un "fluide" en mouvement, les modèles microscopiques représentatifs d'éléments plus ponctuels du réseau, qui mettent en évidence l'interaction entre les véhicules et les modèles mésoscopiques qui combinent simultanément les deux modèles précédents,
- le domaine de l'application qui peut être, un réseau, un tronçon, une intersection,
- le processus d'affectation qui peut être déterministe ou stochastique,

Dans nos travaux de thèse, nous nous intéressons à la modélisation et simulation à base d'agents de l'affectation dynamique du trafic routier, en d'autres termes, à la façon dont les flux de véhicules autonomes et connectés se répartissent à l'intérieur d'un réseau d'itinéraires.

Ce problème a été initialement posé pour les véhicules ordinaires en 1920 par A.Pigou [1]. L'auteur distingue deux classes de problèmes d'affectation du trafic. La première est centralisée. Il s'agit d'affecter d'une manière optimale une flotte de véhicules sur un réseau de transport. L'organisme en charge de la mission de la flotte optimise l'affectation des véhicules selon des objectifs qui lui sont propres. La deuxième classe, celle qui nous intéresse, est décentralisée. L'affectation résulte de l'optimisation que chaque usager du réseau de transport réalise pour son propre intérêt. Cette deuxième classe de problème a revêtu d'un intérêt particulier de la littérature à partir de la contribution de Wardrop [2] qui a eu le mérite de formuler le problème. Actuellement, sauf mention contraire, le problème d'affectation du trafic désigne la deuxième classe de problème. Le problème de l'affectation du trafic implique les modèles d'écoulement du trafic sur le réseau routier pour l'optimisation des aménagements de l'infrastructure.

Depuis 1952, le problème de l'affectation du trafic a connu plusieurs évolutions. Tout d'abord, le problème repose sur le coût perçu par l'utilisateur de la route. Il est largement admis que le coût d'une route donnée augmente proportionnellement avec le débit de ses usagers. Bien que plusieurs coûts soient considérés dans la littérature, le temps de parcours reste le coût prépondérant dans la majorité des publications dans le domaine. De ce fait, notre contribution considère seulement les temps de parcours. L'une des manières de classer les problèmes d'affectation consiste à distinguer les approches utilisées pour évaluer le temps du trajet perçu par les usagers. Ces approches font appel à la branche scientifique relative à la modélisation du trafic. Les évolutions des techniques et des moyens de calculs et de la simulation ont permis d'améliorer le niveau de granularité des approches d'évaluation. Chaque usager peut être considéré individuellement. Ainsi, se pose la question de l'utilisation des systèmes multi-agents pour définir le comportement de chaque usager afin qu'il optimise son propre trajet.

1.2/ OBEJCTIF DE CE TRAVAIL

Soit un réseau d'infrastructure routière. Ce dernier est constitué, d'un ensemble de routes reliées. Ce réseau peut être représenté par un graphe orienté et valué, où :

- chaque arc représente la route dans une direction donnée,
- chaque sommet représente un nœud du réseau. Le nœud peut être une bifurcation, une intersection ou un point d'accès parking.

La valuation de l'arc nous renseigne des caractéristiques de la route correspondante. Nous appelons ce réseau routier l'offre de transport.

Nous possédons une flotte de véhicules autonomes et connectés. Ces véhicules sont qualifiés d'autonomes, car ils peuvent circuler en toute sécurité dans le réseau défini sans nécessiter d'intervention des occupants, conformément aux niveaux 4 et 5 tels que définis dans le document[3]. Ils sont également connectés, étant équipés de technologies de communication conformes aux normes *WAVE* (Wireless Access in Vehicular Environments) et de communications cellulaires (3G, 4G et 5G). Cela leur permet d'échanger des messages non seulement avec les entités équipées d'unités *ITS* à proximité, mais aussi avec des connexions Internet [4]. Puisque cette thèse ne se penchera pas sur l'analyse de la pollution, les véhicules considérés peuvent être soit électriques, soit équipés d'un moteur à combustion interne.

Chaque véhicule i désire de se déplacer à l'instant t_i , d'un point o_i nommé "origine" vers un point d_i nommé "destination". Ces désires de déplacements sont nommés demande. Chaque demande de véhicule autonome doit être faisable dans le réseau routier considéré.

L'objectif est de fournir aux véhicules autonomes et connectés, des itinéraires en temps réel. Ces itinéraires doivent être :

- Équitables (équilibrés) : Chaque paire de véhicules autonomes (i et i') qui a la même demande dans la même période de temps ($|t_i - t_{i'}| < \alpha$) expérimentent un temps de parcours similaire.
- Efficaces : Parmi les itinéraires équitables, choisir ceux qui permettent les temps de trajets les plus courts.

Tout en sélectionnant les itinéraires offrant le temps de trajet le plus optimal.

L'objectif de cette thèse est de caractériser les relations entre les différents systèmes intelligents de gestion du trafic, en vue de concevoir une approche capable d'exploiter les données pertinentes pour créer en temps réel des itinéraires à la fois équitables (à l'équilibre) et performants. Pour atteindre ce but, il est impératif de recourir à la modélisation et à la simulation du trafic basées sur des agents.

Il est bien connu que l'algorithme de Dijkstra fournit le chemin le plus court en un temps de calcul polynomial. Cependant, à mesure que le réseau devient complexe et que sa

taille augmente, des heuristiques sont utilisées pour le calcul de l'itinéraire. Notons que le problème du calcul du plus court chemin n'est qu'une partie du problème de l'affectation du trafic qui est bien maîtrisée par la littérature. Ainsi, l'algorithme de chemin le plus court utilisé ne fait pas partie du cadre de cette thèse. Par conséquent, l'étude ne prendra pas en compte l'impact des approximations des chemins le plus court selon les algorithmes choisis [5]. Dans cette thèse, les réseaux considérés permettent l'exploitation de l'algorithme de Dijkstra. En outre, pour de nombreuses simulations, tous les itinéraires possibles sont calculés hors ligne. En effet, la manière dont chaque agent estime les coûts de ces itinéraires et l'approche pour choisir le plus pertinent selon les critères d'efficacité et d'équité sont les deux points essentiels de notre travail de recherche.

1.3/ PRÉOCCUPATION ET ANALYSE

Pour atteindre l'objectif principal, ce travail s'articule autour de quatre préoccupations majeures suivantes :

- **Préoccupation 1 : Affectation en temps réel.** Ce problème se réfère à la question de savoir comment répartir efficacement les véhicules sur un réseau routier en constante évolution, compte tenu des conditions de circulation en temps réel. L'un des aspects essentiels du problème est de déterminer les itinéraires optimaux pour les véhicules, en fonction des informations de trafic en temps réel. La méthode de recherche du plus court chemin, qui est couramment utilisée pour calculer les itinéraires les plus rapides entre deux points sur un réseau routier, ne résout pas efficacement le problème de l'affectation du trafic en temps réel. Le principal inconvénient de cette méthode est son manque de réactivité aux conditions de circulation en constante évolution. L'autre méthode consiste à se référer aux résultats de l'affectation du trafic. Cependant, celle-ci nécessite plusieurs itérations pour estimer correctement le temps de parcours. De ce fait, elle ne convient pas au calcul temps réel des itinéraires des véhicules autonomes et connectés.
- **Préoccupation 2 : Estimation des temps d'intersection.** L'affectation temps réel du trafic des véhicules autonomes et connectés nécessite une estimation précise des temps de parcours. Les modèles des segments routiers s'avèrent généralement efficaces pour l'estimation des temps de parcours. Cependant, il reste difficile de calculer les temps engendrés au niveau des intersections. Le problème de l'estimation des intersections dans la gestion du trafic routier se réfère aux défis liés à la prédiction et à l'anticipation des conditions de circulation au niveau des carrefours et des intersections. Cela comprend la compréhension des flux de véhicules, des temps d'attente, des feux de signalisation, des cycles de feux et de nombreux autres éléments qui interagissent au niveau des intersections. Les modèles existants présentent plusieurs limites lorsqu'il s'agit d'estimer les temps d'intersection dans la gestion du trafic routier. Ils ne tiennent pas compte

des caractéristiques spécifiques de chaque véhicule, telles que la vitesse, la taille, les changements de voie, etc. Cela peut entraîner une estimation imprécise des temps d'intersection.

- **Préoccupation 3 : Découverte de nouveaux véhicules dans le réseau.** Le problème de remplissage du réseau routier, qui consiste à saturer le réseau en assignant un grand nombre de véhicules pour maximiser son utilisation, ne résout pas le problème de l'affectation du trafic en temps réel. En effet, elle nécessite un temps de simulation. Dans le cas où ce problème est ignoré, l'affectation ne tient pas compte des conditions de circulation futures ni des perturbations potentielles. Ceci peut entraîner des embouteillages massifs et des congestions importantes, car l'affectation ne correspond pas aux variations futures de la circulation. En réalité, une surcharge du réseau peut rendre les conditions de circulation imprévisibles, compliquant ainsi la gestion des perturbations.
- **Préoccupation 4 : Exploitation des systèmes intelligents du transport.** Le problème de l'exploitation de la connectivité implique l'intégration de données en temps réel provenant de véhicules, d'infrastructures routières et d'autres sources de données connectées pour optimiser la gestion du trafic. Actuellement, les véhicules sont déjà connectés à des systèmes de navigation avec une information du trafic en temps réel. Cette connectivité sera encore plus importante lorsqu'il s'agira de véhicules autonomes et connectés. Les modèles d'affectation qui ignorent l'exploitation des systèmes intelligents des transports risquent de fournir des résultats erronés. Cependant, la majorité des modèles existants ne prennent pas compte du rôle des technologies émergentes dans le choix des itinéraires.

1.4/ MÉTHODOLOGIE

Pour répondre à la (**Préoccupation 4**), notre approche proposée sera basée sur un système multi-agents. Il s'agit d'une méthode de résolution de problèmes qui implique la modélisation de plusieurs entités autonomes, dénommées "agents". Cette approche est couramment utilisée pour résoudre des problèmes complexes dans lesquels l'interaction entre les entités revêt une grande importance, notamment dans le contexte de la gestion du trafic. Dans notre travail, un ensemble d'agents, comprenant des agents véhicules, des agents nœuds, etc., interagira et sera connecté les uns aux autres.

L'approche agents permet d'exploiter les modèles microscopiques du trafic. Ces modèles sont utilisés pour une estimation précise des temps d'intersection - (**Préoccupation 2**). Ils prennent en compte les interactions entre véhicules à l'échelle individuelle et peuvent fournir des prévisions plus détaillées et réactives des conditions de circulation aux intersections.

Ensuite, ce travail donne des considérations pratiques concernant la (**Préoccupation 2**)

en introduisant une méthode à base de réservation. C'est une approche qui consiste à allouer des créneaux horaires spécifiques aux véhicules. Les conducteurs réservent un moment précis pour passer par une intersection ou emprunter un segment de route, ce qui permet de réduire les conflits et d'optimiser la fluidité de la circulation. Cette méthode repose sur la communication entre les véhicules, les feux de signalisation et le système de gestion du trafic, ce qui permet de coordonner les déplacements de manière efficace.

Pour pallier le problème de la (**Préoccupation 3**), la génération de véhicules virtuels pour la prévision anticipée du trafic permettrait de considérer les flux futurs, en utilisant des modèles de simulation qui simulent le comportement de ces véhicules sur les nœuds. Ces véhicules virtuels permettent d'anticiper les conditions de circulation et de prédire les évolutions du trafic, ce qui est précieux pour la gestion et l'optimisation des itinéraires sur le réseau routier.

Pour étudier l'affectation en temps réel (**Préoccupation 1**), des approches plus sophistiquées sont nécessaires, telles que les systèmes de gestion de la circulation qui intègrent des données en temps réel. Ces systèmes peuvent utiliser des algorithmes d'optimisation, des modèles de simulation ou des techniques d'apprentissage pour prendre des décisions adéquates en temps réel. L'objectif est d'offrir une gestion plus efficace et réactive du trafic routier à travers une orientation efficace et équilibrée des véhicules autonomes et connectés.

1.5/ CONTRIBUTION

Suite à l'analyse présentée dans les sections 1.3 et 1.4, la contribution de cette thèse peut être résumée comme suit :

- Une approche d'affectation du trafic à base d'agents. Elle intègre les agents conducteurs, les agents nœuds et l'agent nuage qui interagissent pour le calcul des itinéraires.
- Un modèle des temps de parcours au niveau des nœuds. Ce modèle considère non seulement le coût dû aux débits au niveau des segments, mais également les temps engendrés par les conflits.
- Modélisation, simulation et affectation du trafic avec des systèmes de gestion avancée des intersections. Ces systèmes exploitent la connectivité des véhicules et la commande de la vitesse. Ils offrent l'avantage d'optimiser le trafic en fonction de la demande réelle sur les segments routiers.
- Proposition d'une approche de gestion du trafic à la fois efficace et équitable, calculée en temps réel. L'approche a été simulée sur des modèles microscopiques. Ces modèles sont souvent considérés comme complexes, car ils ne sont pas faci-

lement exploitables analytiquement et contredisent certaines hypothèses conventionnelles.

1.6/ LISTE DES ABREVIATIONS

<i>ACM</i>	Approche à base d'Agents Contents-Mécontents
<i>ADT</i>	Affectation Dynamique du Trafic
<i>alea()</i>	Fonction de génération d'un nombre aléatoire entre 0 et 1 selon une distribution linéaire
<i>ANI</i>	Approche à base d'Agents Nuage Intelligent
<i>AST</i>	Affectation Statique du Trafic
<i>BDI</i>	Belief Desire Intention
<i>DRACULA</i>	Dynamic Route Assignment Combining User Learning and microsimulAtion
<i>FS</i>	Feux de signalisation
<i>IDM</i>	Modèle de conducteur intelligent (Intelligent Driver Model)
<i>ITS</i>	Intelligent Transportation Systems
<i>LOP</i>	Liste Ordonné de Présence
<i>od</i>	origine-destination
<i>PCCN</i>	Approche à base de recherche du Plus Court Chemin en Nuage
<i>PDD</i>	la Politique du Dégagement Distribué
<i>PMV</i>	Panneaux à Messages Variables
<i>PRT</i>	Personal Rapid Transit
<i>PV</i>	Peleton Virtuel
<i>RGM</i>	Réseau de Grille Mixte
<i>RSU</i>	RoadSide Unit
<i>RT – CVC</i>	Contrôle de la Vitesse Collaboratif basé sur le Temps de Réaction (Reaction Time-based)
<i>RTE</i>	Réseau de Trafic Élémentaire
<i>s</i>	secondes
<i>s – GLOSA</i>	single segment- Green Light Optimized Speed Advisory
<i>SMA</i>	Système Multi Agents
<i>SPSS – DTA</i>	Systolic Parallel Simulation System for Dynamic Traffic Assignment
<i>STI</i>	Systèmes de Transports Intelligents
<i>TCU</i>	Telecommunication Units
<i>uvp</i>	unité de véhicule particulier
<i>VAC</i>	Véhicule Autonome et Connecté
<i>vpkm</i>	Véhicule par kilomètre
<i>vph</i>	Véhicule par heure
<i>V2I</i>	Vehicle to Infrastructure
<i>V2V</i>	Communication véhicule à véhicule (<i>Vehicle to Vehicle</i>)
<i>V2X</i>	Vehicle to Everything

1.7/ LISTE DES VARIABVLES

a	Segment routier
$\alpha_i(t)$	Accélération du véhicule i
α	Action de l'agent
b	Décélération de confort
$c(k)$	Coût généralisé de la route k
$d_i(t)$	Distance parcourue par un agent conducteur i
Γ	Temps de réaction
h	Inverse de $Q(v)$
$h_j^c(v)$	Fonction utilisée pour déterminer l'écart de temps entre les véhicules impliqués dans un conflit
\underline{h}_j et \bar{h}_j	Deux bornes d'écart de temps inter véhiculaire pour chaque sommet j
I_k^{od}	Ensemble des arcs successifs allant du sommet o vers le sommet d
j_0	Nœud d'origine
j_i	Nœud intermédiaire sur le chemin k de j_0 à j_m
j_m	Agent nuage
k^*	Plus court chemin entre j_0 et j_m
\mathcal{K}_{max}	Concentration maximale
\mathcal{K}_c	Concentration critique
K^{od}	Ensemble des itinéraires allant de l'origine o à la destination d
\mathcal{K}	Densité
L	Longueur moyenne des véhicules
L_i	Longueur du véhicule i
l	Longueur du capteur
m_i	Humeur de l'agent i
n	Nombre de véhicules virtuels générés par les nœuds d'origine
q^{od}	Demande du trafic pour une origine o destination d
Q	Débit
Q_{max}	Débit maximum
$Q(v)$	Valeur unique du débit pour tout $v \leq v_0$
r_k^{od}	Flux affecté à l'itinéraire $k \in K^{od}$
r_a	Flux affecté à l'arc a
$Rgap$	Ecart relatif pour mesurer la proximité d'une solution d'équilibre dynamique des usagers
$\mu^{od}(t)$	Coût généralisé du chemin le plus court liant la paire od pour la tranche horaire t
s_0	Distance minimale
$S_i(t)$	Inter-distance entre le véhicule i et son véhicule leader $i - 1$ à l'instant t
$\dot{S}_i(t)$	Vitesse relative du véhicule i par rapport à son véhicule leader $(i - 1)$ à l'instant t
$S_i^*(t)$	Distance de sécurité désirée
S_i^b	Stratégie de référence d'un agent i

t_i^k	Temps de trajet de l'agent conducteur i qui emprunte un itinéraire k
td_i^k	Temps déterministe de l'agent conducteur i qui emprunte un itinéraire k
tp_i^k	Temps probabiliste de l'agent conducteur i qui emprunte un itinéraire k
t_i^{kj}	Temps de sortie de l'agent conducteur i du sommet j
tb_{j_i}	Temps de réservation jusqu'à lequel le nœud j_i est déjà réservé par des agents conducteurs
t_{gen}^o	Durée de l'intervalle de génération
$tt_{j_i, j_{i+1}}$	Temps de parcours du nœud j_i au nœud j_{i+1}
$t_{gen_{j_0, m}}$	Temps de génération de VAC virtuels au nœud j_m
T	Délai minimal pour pouvoir effectuer une manœuvre d'urgence
u_s	Vitesse moyenne dans l'espace
u_i	Accélération de confort de l'agent conducteur i
u^{rl}	Accélération de suivi calculée par l'agent conducteur
u^{vl}	Valeur minimale des accélérations des obstacles virtuels (vl)
u^{nl}	Accélération minimale de l'obstacle prochain (nl) calculée par l'agent conducteur
u^{sl}	Accélération pour s'arrêter devant la ligne d'arrêt (sl)
$u_i(t)$	Accélération finale de l'agent conducteur i
$u_i^d(t)$	Accélération correspondante au respect de la vitesse limite
\bar{u}_i	Accélération maximale du véhicule conduit par l'agent i
v_i^j	Vitesse estimée d'un agent conducteur i lorsqu'il traverse le nœud j
v_0	Vitesse moyenne critique pour laquelle le débit est à son maximum
$v_i(t)$	Vitesse instantanée du véhicule i
v_{des}^i	Vitesse désirée d'un véhicule
v_{seuil}	Seuil de la vitesse
v_{sec}	Vitesse de sécurité
V_{max}	Vitesse libre
\bar{v}_i^a	Vitesse souhaitée d'un agent i sur l'arc a
\bar{v}_a	Limitation de vitesse du segment a
\underline{v}_j	Limite inférieure de vitesse
$x_i(t)$	Position instantanée du véhicule i
τ	Taux d'occupation
sat^i	Degré de saturation de la voie
ΔX	Taille de la cellule
\square	Utilité de l'agent
$\delta_j(v)$	Temps nécessaire pour traverser la zone de conflit à la vitesse v
$t(a)_i$	Temps de parcours de l'agent i sur le tronçon a
Δ_i^j	Retard par rapport au temps souhaité par l'agent conducteur i

MODÉLISATION ET AFFECTATION DU TRAFIC

Sommaire

2.1	Introduction	12
2.2	Modélisation d'écoulement du trafic	12
2.2.1	Modélisation macroscopique	14
2.2.1.1	Variables macroscopiques	14
2.2.1.2	Diagramme fondamental	16
2.2.1.3	Estimation des temps parcours	19
2.2.2	Modélisation microscopique	20
2.2.2.1	Variables microscopiques	22
2.2.2.2	Modèles de poursuite	23
2.2.2.3	Modèles à base règles	25
2.2.3	Modélisation mésoscopique	26
2.3	Discussion des modèles du trafic	28
2.4	Affectation du trafic	29
2.4.1	Affectation statique du trafic	30
2.4.1.1	Équilibre des usagers : Définition et formulation du problème	31
2.4.1.2	Équilibre stochastique des usagers	33
2.4.1.3	Approches de résolution de l'affectation statique	34
2.4.2	Affectation dynamique du trafic	35
2.4.2.1	Equilibre des usagers dépendant du temps	36
2.4.2.2	Approches de résolution	37
2.5	Discussion des approches d'affectation du trafic	39
2.5.1	Discussion des modèles	39
2.5.2	L'affectation du trafic face aux évolutions du transport	40
2.5.3	Préparer l'affectation du trafic de demain : Systèmes multi-agents	42
2.6	Conclusion	43

2.1/ INTRODUCTION

La prévision et la simulation du trafic repose essentiellement sur les solutions apportées au problème de l'affectation du trafic et les modèles associés. L'affectation du trafic et la modélisation du trafic sont des éléments de base dans la planification, la gestion et l'optimisation des réseaux de transport. Dans ce chapitre, nous explorerons en profondeur les méthodes et les algorithmes utilisés pour modéliser le comportement des utilisateurs du réseau de transport, ainsi que pour affecter efficacement le trafic sur les différentes routes et voies de circulation.

La modélisation du trafic repose sur une compréhension approfondie du comportement des voyageurs et des véhicules dans un réseau donné. Plusieurs granularités de modèles existent dans la littérature pour répondre à des objectifs différents. Nous examinerons les divers modèles d'écoulement comme les modèle macroscopique, microscopiques et mésoscopiques.

D'autre part, l'affectation du trafic consiste à attribuer les flux de circulation aux différentes infrastructures de transport, telles que les routes, les autoroutes ou les voies de transport en commun, de manière à optimiser l'efficacité globale du réseau. Nous aborderons les différentes méthodes d'affectation du trafic, des approches statiques aux approches dynamiques, en mettant en évidence leurs avantages et leurs inconvénients. Nous discuterons également des considérations liées à l'équilibre entre l'offre et la demande dans le processus d'affectation du trafic.

Ce chapitre mettra la lumière sur les différents modèles du trafic ainsi les différentes approches d'affectation du trafic. Ce chapitre est organisé comme suit. La section suivante (2.2) décrit les différents modèles utilisés pour mesurer le coût perçu par l'utilisateur, en particulier le temps de trajet, lors du choix de son itinéraire. Par la suite, ces modèles sont brièvement discutés dans la section 2.3. Il s'en suivra, dans la section 2.4, une revue de la littérature sur les modèles d'affectation et les approches de résolution du problème. Enfin et avant de conclure ce chapitre, une discussion approfondie des approches existantes sera présentée à la lumière des objectifs de la thèse, dans la section 2.5.

2.2/ MODÉLISATION D'ÉCOULEMENT DU TRAFIC

Le développement considérable de la circulation automobile et l'accroissement constant des déplacements à bord de véhicules motorisés ont rendu nécessaire l'élaboration de modèles du trafic. Ces modèles visent à décrire, à expliquer et à prévoir les véhicules en mouvement sur les infrastructures routières. La prévision s'appuie sur la définition des stratégies des automobilistes pour choisir leurs itinéraires. Pour pouvoir élaborer ces stratégies d'une manière quantifiable et vérifiable, il a été tout d'abord nécessaire de

décrire plus précisément l'écoulement (le flux) des véhicules sur chaque segment du réseau routier et à l'expliquer. Ceci a conduit aux études des flux de circulation. Ces études ont permis de décrire et d'expliquer les phénomènes observés comme la congestion et les ondes de choc, en s'appuyant sur des instruments de mesures et sur des modèles mathématiques qui mettent en corrélation les différentes variables mesurées.

Depuis les années trente du vingtième siècle [6], la modélisation du trafic routier fait l'objet des recherches scientifiques très intenses. Elle a pour but de concevoir des modèles permettant de bien décrire la réalité physique du trafic, à travers des grandeurs mesurables. À cause de la complexité du trafic, les premiers modèles s'intéressent aux caractéristiques du flux d'une manière générale. L'avènement du calculateur analogique a permis de s'intéresser au comportement individuel de chaque véhicule [7] et de le simuler dans son environnement de conduite. Ainsi, deux familles principales de modèles existent dans la littérature : la famille des modèles macroscopiques du trafic et la famille des modèles microscopiques du trafic. Une troisième famille de modèle s'y est ajoutée. Il s'agit des modèles mésoscopiques. Cette dernière famille est à un niveau de granularité intermédiaire entre les modèles macroscopique et microscopique. Elle a pour objectif de s'affranchir des problèmes de coût de calcul posés par la simulation microscopique, tout en maintenant une précision raisonnable.

Ainsi, la description des phénomènes du trafic se fait principalement à travers trois types d'approches. La première approche est l'approche macroscopique qui vise à caractériser le comportement global du trafic, à une échelle d'étude importante comme une ville ou un réseau de desserte régionale et nationale. Les modèles macroscopiques s'intéressent aux états des segments routiers et à leurs interactions à travers les nœuds qui les lient (ex. les diffuseurs autoroutiers et les intersections). Dans cette approche, le trafic routier est généralement assimilé à un fluide où les véhicules sont considérés comme des particules en interaction. En s'inspirant de la théorie d'écoulement des fluides, des lois de comportement ont été dégagés.

Des liens entre le comportement du flux et le comportement de ses particules ont été établis. Ceci a permis de définir des modèles qui décrivent le comportement de chaque véhicule individuellement. Ceci a donné lieu à la seconde famille d'approche, dite microscopique. Cette approche est largement utilisée dans le cadre des études de régulation du trafic à l'échelle d'une intersection ou d'un réseau d'intersections dans un quartier. Enfin, la troisième approche est l'approche mésoscopique. Ses modèles permettent de caractériser le comportement du trafic selon des paquets de véhicules ou des petites portions de route. Ils permettent de réaliser des économies de calculs pour l'étude de réseaux de très grande taille, tout en permettant d'affiner l'étude sur des zones nodales, comme par exemple des intersections particulières à l'origine des congestions observées.

Depuis les premiers travaux sur la modélisation du trafic, un grand nombre de modèles a

été proposé dans chacune des trois familles d'approches. Ces modèles ont été largement utilisés dans des études variées. Ils sont aussi largement déployés dans le cadre de l'affectation du trafic. Dans la suite, nous allons mettre en évidence les modèles les plus couramment utilisés pour illustrer leur fonctionnement. Ceci nous permettra par la suite de les discuter selon l'objectif de la thèse, à savoir l'affectation dynamique des véhicules autonomes.

2.2.1/ MODÉLISATION MACROSCOPIQUE

Les modèles macroscopiques offrent une représentation agrégée du trafic. Ils s'intéressent plus particulièrement aux phénomènes observés sur les tronçons routiers. Le trafic est généralement assimilé à un fluide. Chaque tronçon est considéré comme étant un conduit du fluide limité par sa capacité. Les véhicules qui le traversent représentent les particules du fluide en question. Les modèles utilisés sont continus. Ils permettent de caractériser le fluide à chaque instant t et en chaque point x du tronçon. Pour ce faire, les modèles macroscopiques se basent sur la loi de conservation de masse (véhicules) et sur les hypothèses d'équilibre, à savoir en équilibre (modèles du premier ordre)[8] ou tendant vers l'équilibre (modèles du second ordre).

Cette analogie avec les fluides permet d'emprunter les outils d'analyse de la mécanique des fluides. Ceci a rendu possible l'évaluation des performances du flux du trafic sur chaque tronçon routier. Selon les mesures réalisées sur le tronçon étudié, les modèles calculent la capacité du tronçon, distinguent les états du trafic et évaluent les temps moyens de trajet. Il est aussi possible de calculer d'autres performances comme la pollution sonore et les émissions de gaz polluants. Ces modèles sont ainsi largement utilisés pour évaluer a priori l'impact des investissements sur l'infrastructure routière ou de mise en œuvre de nouveaux plans de circulation. Ils sont aussi déployés dans le cadre de la prévision du trafic. De ce fait, plusieurs outils de référence ont été développés pour visualiser, tester et comparer plusieurs scénarios d'aménagement, comme VISUM [9] et CUBE [10].

Dans le cadre de l'affectation du trafic, ces modèles sont essentiellement exploités pour estimer les temps de parcours sur chaque tronçon selon la demande. Afin de pouvoir montrer le fonctionnement de cette estimation, nous introduisons tout d'abord les variables macroscopiques du trafic, puis le diagramme fondamental. Ensuite, nous présentons quelques modèles de calcul des temps de parcours.

2.2.1.1/ VARIABLES MACROSCOPIQUES

Les variables du trafic permettent de refléter l'état de la circulation des véhicules. Dans le modèle macroscopique, ces variables expriment le comportement moyen des flots de

véhicules sur un point x de la route, à l'instant t . Les variables de base des modèles macroscopiques sont [11] :

- Le débit : Il correspond au nombre de véhicules observés en un point donné de la voie pendant un intervalle de temps d'observation. D'une manière plus formelle, le débit $Q(t_1, t_2, x)$ au point d'abscisse x entre les instants t_1 et t_2 ($t_2 > t_1$) est défini par le rapport :

$$Q(x, t_1, t_2) = \frac{n(x, t_1, t_2)}{t_2 - t_1},$$

avec $n(t_1, t_2, x)$ désigne le nombre de véhicules passés par le point x entre les deux instants. Expérimentalement, le débit peut être déterminé par de simples comptages sur la route. Ceci peut s'effectuer à l'aide des boucles inductives ou des capteurs pneumatiques. En théorie, le flot de véhicules est généralement considéré comme un milieu continu. Le débit $Q(t, x)$ au point x et à l'instant t est alors défini par :

$$Q(x, t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} Q\left(x, t - \frac{\Delta t}{2}, t + \frac{\Delta t}{2}\right) \quad (2.1)$$

Notons que l'équation (2.1), n'est pas applicable, dans le pratique. Néanmoins, plusieurs approches existent dans la littérature pour l'approximer, en considérant des intervalles de temps courts de l'ordre de 10s. Dans [12], il suggère un calcul de débit sur un intervalle d'une heure. Notons que le choix de l'intervalle de temps impacte les résultats [13].

- La densité ou la concentration : Elle correspond au nombre de véhicules présents sur une section de longueur donnée. Ainsi, la concentration moyenne $\mathcal{K}(x_1, x_2, t)$ à l'instant t sur une section de route limitée par les points d'abscisse x_1 et x_2 ($x_2 > x_1$) se définit comme suit :

$$\mathcal{K}(x_1, x_2, t) = \frac{n(x_1, x_2, t)}{x_2 - x_1},$$

Avec $n(x_1, x_2, t)$ désignant le nombre de véhicules présents sur la section à l'instant t . La théorie continue, à base de la mécanique des fluides, définit ensuite la concentration $\mathcal{K}(x, t)$ au point x et à l'instant t par :

$$\mathcal{K}(t, x) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \mathcal{K}\left(x - \frac{\Delta x}{2}, x + \frac{\Delta x}{2}, t\right). \quad (2.2)$$

Comme pour le débit, il n'est pas possible de calculer l'équation (2.2) dans la pratique. Il est suffisant, selon [14], de considérer $\Delta x \rightarrow 0$ lorsque Δx est de l'ordre de 50m à 100m.

- La vitesse moyenne dans l'espace : Il s'agit de la moyenne harmonique des vitesses des véhicules réalisant une distance d pendant un intervalle de temps. Elle est obtenue en divisant d par le temps moyen nécessaire aux véhicules pour parcourir cette distance. Dans la pratique elle peut se calculer en un point x de la

route, dans l'intervalle de temps en t_1 et t_2 , de la manière suivante :

$$u_s(x, t_1, t_2) = \frac{n(x, t_1, t_2)}{\sum_{i=1}^{n(x, t_1, t_2)} \left(\frac{1}{u_i}\right)},$$

avec u_i désignant la vitesse instantanée du $i^{\text{ème}}$ véhicule passant par le point x de la route. Comme pour le débit et la concentration, l'utilisation des variables continues nécessite des approximations à partir de discrétisation du temps ou de l'espace. Nous partons de l'hypothèse que :

$$u_s(x, t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} u_s\left(x, t - \frac{\Delta t}{2}, t + \frac{\Delta t}{2}\right). \quad (2.3)$$

Notons que l'inverse de la vitesse moyenne dans l'espace $u_s(x, x + d, t)$ sur un tronçon multiplié par sa longueur d , nous donne le temps de parcours du tronçon.

- Le taux d'occupation : Pour réaliser les mesures des variables citées ci-dessus, nous faisons généralement recours aux boucles électromagnétiques. Ainsi, le taux d'occupation des boucles est largement utilisé. Cette variable est d'une grandeur sans dimension, définie par la proportion de temps durant laquelle la boucle est occupée. Il existe une relation entre le taux d'occupation et la concentration qui est définie comme suit :

$$\tau(x, t) = (L + l) \mathcal{K}(x, t) \quad (2.4)$$

où L et l désignent respectivement la longueur moyenne des véhicules et celle du capteur (boucle électromagnétique). Notons que le taux d'occupation instantané vaut soit 1 en présence d'un véhicule, soit 0 quand la boucle n'est pas activée. Cependant, comme pour la mesure du débit, nous partons du principe que la mesure sur un intervalle temps Δt permet d'assimiler le taux d'occupation moyen au taux d'occupation instantané. Soulignons aussi le fait que la concentration obtenue à l'aide de l'équation 2.4 est une approximation de la concentration réellement observée.

Pour l'évaluation des performances des tronçons routiers, des relations entre ces variables ont été élaborées. Ces relations déterminent le modèle qui est calé à partir des mesures réalisées. Généralement la modélisation des tronçons s'appuie sur les concepts traduits par le diagramme fondamental, comme présenté dans la section suivante.

2.2.1.2/ DIAGRAMME FONDAMENTAL

La modélisation macroscopique permet de caractériser le comportement global du trafic par le biais des trois variables macroscopiques vues précédemment, en l'occurrence le débit $Q(x, t)$, la densité $\mathcal{K}(x, t)$ et la vitesse moyenne dans l'espace $u_s(x, t)$. Une première

relation de base entre ces trois variables se résume comme suit :

$$Q(x, t) = \mathcal{K}(x, t) \cdot u_s(x, t). \quad (2.5)$$

La relation directe entre la densité et le débit correspondant sur une route est généralement désignée comme étant le diagramme fondamental. La forme de la courbe du diagramme décrivant cette relation s'appuie sur les observations suivantes :

- *Observation 1* : Lorsque la densité est nulle, le débit est également nul, car il n'y a pas de véhicules sur le tronçon.
- *Observation 2* : À mesure que la densité augmente, le débit augmente également.
- *Observation 3* : Cependant, lorsque la densité atteint son maximum, le débit tend à $0_{uvp/s}$ que les véhicules ont tendance à se suivre presque pare choc contre pare choc.
- *Observation 4* : En conséquence des observations 1, 2 et 3, à mesure que la densité augmente de $0_{uvp/m}$ à une valeur nommée densité critique, le débit augmente également. Toutefois, lorsque la densité dépasse la densité critique, elle entraîne une diminution continue du débit, qui finira par tendre vers $0_{uvp/s}$ lorsque la densité est égale à sa valeur maximale.

Ainsi, pour définir la relation entre le débit et la densité, il existe deux hypothèses de base. La première part du principe que la vitesse $u_t(x, t)$ est seulement fonction de la densité $\mathcal{K}(x, t)$ (état d'équilibre). Nous parlons alors de modèle du premier ordre. Les modèles d'ordre supérieur sont obtenus par intégration de loi de poursuite (voir la section 2.2.2.2 pour les modèles de poursuite) [15]. Dans le cas des modèles du premier ordre, l'expérience montre que l'évolution de la vitesse est inversement proportionnelle à la densité. En d'autres termes, plus il y a de véhicules sur le même tronçon plus les véhicules se gênent et donc leur vitesse moyenne diminue. En conséquence la vitesse d'un flot homogène et stationnaire est une fonction monotone décroissante de la densité [6] :

$$u_s(x, t) = G(\mathcal{K}(x, t)) \quad (2.6)$$

L'équation (2.6) est représentée par la figure 2.1. A partir des équations (2.5) et (2.6), l'écoulement du trafic sur un tronçon peut être décrit à travers une courbe liant seulement deux des trois variables macroscopiques, i.e. u_s , \mathcal{K} (ou τ , voir l'équation 2.4) et q . La relation fondamentale s'exprime de la manière suivante :

$$Q(x, t) = f(\mathcal{K}(x, t)), \quad (2.7)$$

où f est obtenue par de multiples approches de régression des données recueillies généralement à l'aide des boucles électromagnétiques. Cette relation est représentée par

le diagramme fondamental où l'on observe la capacité et la concentration critique comme montrée dans la Fig. 2.1-b. Ainsi, il existe une borne maximale du débit que l'on nomme capacité de la route. En pratique, il ne s'agit pas d'un maximum maximum (maximum absolu) mais plutôt d'une moyenne des débits maximums observés. Quelques équations usuelles pour ajuste la courbe du diagramme fondamental, sont présentées dans le tableau 2.1.

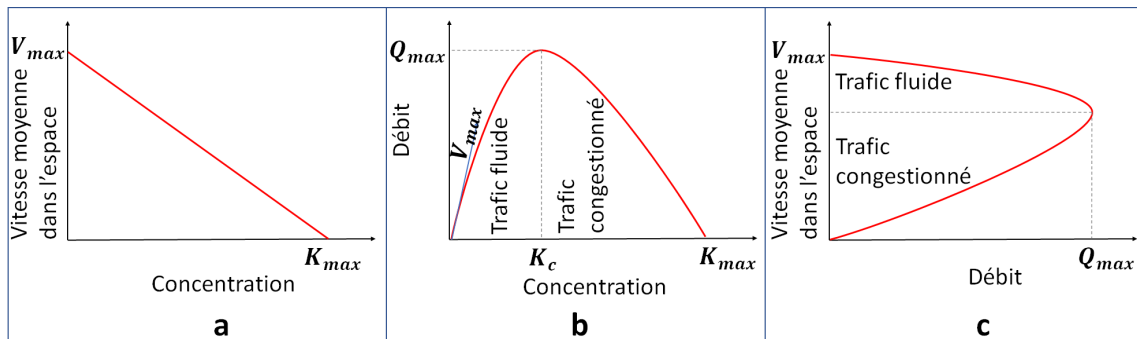


FIGURE 2.1 – Illustration de diagramme fondamental

Hypothèses	Equations	Taux critique	Capacité
Greenshield [6]	$\frac{Q}{\tau} = \alpha\tau + b$	$\frac{-b}{2\tau}$	$\frac{-b^2}{4\tau}$
Drew [16]	$\frac{Q}{\tau} = \alpha\sqrt{\tau} + b$	$\frac{-4b^2}{9\alpha^2}$	$\frac{-4b^3}{27\alpha^2}$
Greenberg [17]	$\frac{Q}{\tau} = \alpha \ln(\tau) + b$	$\exp(-1 - \frac{b}{\alpha})$	$-\alpha \exp(-1 - \frac{b}{\alpha})$
Underwood [18]	$\frac{Q}{\tau} = \alpha \exp(-b\tau)$	$\frac{1}{b}$	$\frac{\alpha}{be}$
May [19]	$\frac{Q}{\tau} = \alpha \exp(-b(\tau)^2)$	$\frac{\alpha}{\sqrt{2b}}$	$\frac{\alpha}{\sqrt{2be}}$

TABLE 2.1 – Quelques équations usuelles de la relation débit taux d'occupation

Le trafic est considéré fluide dans la partie gauche du diagramme fondamental présenté dans la figure 2.1-b. L'état du trafic est considéré congestionné dans la partie droite du diagramme. Ainsi, on remarque l'apparition des paramètres caractéristiques du diagramme fondamental qui sont comme suit :

- La vitesse libre V_{max} : Lorsque le nombre de véhicules sur un tronçon est faible, les interactions entre les véhicules sont limitées. Chacun peut rouler à sa vitesse désirée qui se caractérise par la vitesse libre (vitesse maximale moyenne observée sur un tronçon).
- La concentration maximale K_{max} : Lorsqu'il n'est plus possible de rajouter des véhicules sur un tronçon ; la concentration est maximale K_{max} et la vitesse tend vers zéro.
- La concentration critique K_c : Elle sépare les deux états du trafic, à savoir fluide et saturé.
- Le débit maximum Q_{max} : Il s'agit de la capacité du tronçon étudié.

Les véhicules sont de différents types sur la route. Plusieurs modèles considérant les flux de différents types de véhicules ont été développés [20, 21, 22, 23]. Néanmoins dans la pratique, le débit et la concentration sont calculés en considérant l'unité de véhicule particulier (*uvp*). Par exemple, les nombres des deux roues et des poids lourds sont multipliés par les facteurs respectifs 0.4 et 2.3 pour obtenir leur expression en *uvp* [24]. De même au niveau des intersections, les mouvements tournant à droite et à gauche sont pénalisés par un facteur multiplicateur. Ainsi le nombre d'*uvp* qui procède à un mouvement tournant sera augmenté en fonction de l'orientation du mouvement, i.e., à gauche ou à droite [13].

2.2.1.3/ ESTIMATION DES TEMPS PARCOURS

L'ajustement de la courbe concentration-vitesse (voir figure 2.1-a) à partir des mesures réelles réalisées sur les voies étudiées permet d'estimer les temps de parcours en fonction de la concentration. Néanmoins, la demande sur une *od* donnée s'exprime en termes de débit. Ainsi, la demande affectée à chaque segment se mesure en termes de débit, et non pas en termes de concentration. Les équations (2.6) et (2.7) permettent d'obtenir une relation entre le débit et la vitesse, comme présentée dans la figure 2.1-c. Nous parlons ainsi de courbe débit-vitesse. Notons, tout de même que cette courbe n'est pas une fonction mathématique, puisque pour le même débit, deux valeurs de vitesse sont possibles. Chaque valeur de vitesse est associée à un état du trafic, à savoir fluide ou congestionné. Il faut ainsi déterminer l'état du trafic pour pouvoir associer un temps de parcours en fonction du débit affecté. Cette problématique a motivé plusieurs approches d'évaluation analytique qui reposent sur l'hypothèse d'une relation entre le temps de parcours, le temps de parcours à vide t_0 et le degré de saturation de la voie. Ce dernier s'exprime comme suit :

$$sat^i = \frac{Q^i}{Q_{max}^i * c} \quad (2.8)$$

Il s'agit du rapport entre le débit affecté (Q^i) au segment i et sa capacité Q_{max}^i multipliée par un facteur d'ajustement c . Etant donné la nécessité de distinguer les deux états du trafic pour évaluer le temps de parcours, la relation entre le débit affecté et le temps de parcours peut s'exprimer sous la forme de deux fonctions distinctes, selon si la saturation sat^i est inférieure ou supérieure à 1. Si $sat^i \leq 1$ le trafic est considéré fluide. Sinon, il est congestionné. Auquel cas l'accroissement du temps de parcours devient significativement plus important en fonction de l'augmentation du débit affecté, dans l'objectif de pénaliser lourdement le dépassement de $c \cdot Q_{max}^i$. Le tableau 2.2 donne quelques fonctions usuelles d'estimation du temps de parcours en fonction de sat_i .

Pour illustrer ces approches, nous présentons dans la figure 2.2, l'évolution du rapport entre le temps de parcours et le temps de parcours à vide, en fonction de la saturation sat . La formule BPR ainsi que la formule conique sont utilisées à cet escient. Afin de permettre la comparaison, pour la courbe BPR, nous supposons que $a = 1$ et que $\alpha = b = b'$. Pour la

Hypothèses	Etat fluide ($sat \leq 1$)	Etat congestionné ($sat > 1$)
Akcelik [25]	$\hat{t} = t_0$	$\hat{t} = t_0 + 900 \cdot a \left((sat_i - 1) + \sqrt{(sat_i - 1)^2 + \frac{8 \cdot b \cdot sat_i}{d \cdot a}} \right)$
BPR [26]	$\hat{t} = t_0 (1 + a \cdot sat^b)$	$\hat{t} = t_0 (1 + a \cdot sat^{b'})$
Conique [27]	$\hat{t} = t_0 \left(2 + \sqrt{a^2 (1 - sat)^2 + \left(\frac{2 \cdot a - 1}{2 \cdot a - 2} \right)^2} - a (1 - sat) - \frac{2 \cdot a - 1}{2 \cdot a - 2} \right)$	
INRETS [28]	$\hat{t} = t_0 \cdot \frac{1.1 - a \cdot sat_i}{1.1 - sat_i}$	$\hat{t} = t_0 \cdot \frac{1.1 - a}{0.1} \cdot sat^2$

TABLE 2.2 – Quelques équations usuelles d'estimation du temps de parcours \hat{t} en fonction de la saturation sat , où a , b , b' et d sont des facteurs à ajuster selon les observations du terrain

courbe conique, nous considérons $\alpha = a$. La figure montre l'importance de la pénalisation des débits qui dépassent $c \cdot Q_{max}^i$. Ceci vise à ne pas dépasser la capacité des tronçons lors de l'affectation. Néanmoins, lorsque la demande dépasse l'offre, la pénalité doit être manipulée avec précaution puisqu'elle peut engendrer des biais de calculs.

L'autre phénomène impactant le temps de parcours est l'onde de choc. Les ondes de choc sont observables par les remontées de file dans les intersections mais plus généralement lorsque deux flux avec des caractéristiques différentes de débits et de concentration se rencontrent. Etant donné deux flux de concentration différente sur le même segment, l'onde du flux avec la concentration la plus faible se propage plus vite que l'onde du flux avec la concentration la plus forte, ce qui fait lorsqu'un flux fluide arrive (respectivement moins congestionné) après un flux moins fluide (plus congestionné), il forme avec lui une onde de choc dont son déplacement doit être calculer pour mesurer les temps de parcours. Les calculs relatifs aux effets des ondes de choc nécessitent la résolution des équations de Riemann [29]. Des méthodes numériques approximatives sont généralement déployées pour résoudre l'équation [30]. Nombreuses approches se basent sur la discrétisation spatiotemporelle des segments étudiés [31, 32, 33].

2.2.2/ MODÉLISATION MICROSCOPIQUE

Plusieurs phénomènes observables dans la réalité sont difficilement transposables dans les modèles macroscopiques, comme une insertion difficile, un interblocage généré par deux mouvements tourne-à-gauche ou l'impact d'une signalisation à bord du véhicule. De façon plus générale, ces phénomènes sont liés aux interactions entre les conducteurs et leur environnement immédiat, en particulier avec les autres usagers de la route et les systèmes de signalisation à proximité. Ainsi, la simulation microscopique est largement utilisée dans l'ingénierie du trafic, non seulement pour traiter des problèmes au niveau opérationnel comme l'optimisation des plans de feu, mais aussi pour évaluer un ensemble d'applications des systèmes de transports intelligents (STI). En ce qui concerne ce der-

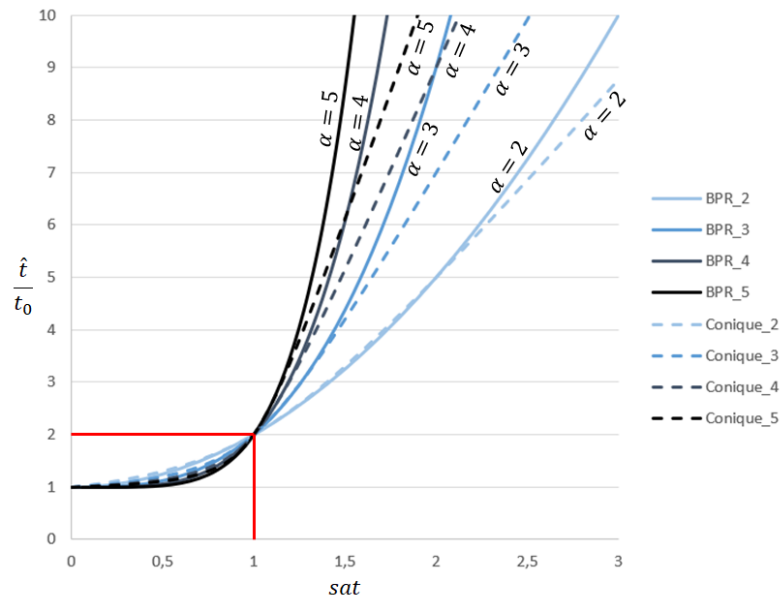


FIGURE 2.2 – Comparaison des estimations du temps de parcours selon le degré de saturation sat : Exemple des courbes BPR et conique

nier point, les modèles et les outils de simulation microscopique sont incontournables. Ils sont largement utilisés pour évaluer les performances des systèmes émergents, comme le platooning, les systèmes d'alerte coopératifs ou les intersections autonomes. Il en résulte l'apparition des outils de simulation microscopique de référence comme VISSIM[34], PARAMICS[35], AIMSUN[36] et SUMO (Simulation of Urban Mobility)[37].

Les modèles microscopiques visent à représenter le comportement individuel de chaque véhicule. Un véhicule est caractérisé par un ensemble de paramètres qui définissent ses interactions avec les obstacles pour atteindre sa destination. Ces paramètres incluent généralement le temps de réaction du conducteur, sa vitesse désirée, son accélération de confort et son champ de vision. D'autres contraintes relatives aux limites physiques du véhicule sont considérées dans les simulateurs microscopiques du trafic. Nous citons à titre d'exemple les limites d'accélération. Selon la trajectoire du véhicule, l'infrastructure, l'état du trafic et la signalisation, chaque véhicule est amené à réaliser plusieurs manœuvres. Les manœuvres les plus fréquentes portent sur l'évitement de collision avec l'obstacle sur la voie, le changement de voie, la gestion des intersections et les insertions. Les comportements des conducteurs pour réaliser les trois dernières manœuvres sont modélisés sous la forme d'un système à base de règles (Rule-based system). Quant au comportement d'évitement d'obstacle sur la voie, il est généralement soumis au modèle de poursuite. Avant de décrire les modèles de poursuite et les modèles à base de règles, nous présentons les variables sur lesquels se basent les modèles microscopiques d'une manière générale.

2.2.2.1/ VARIABLES MICROSCOPIQUES

Les variables utilisées pour représenter l'écoulement du trafic sont : la position, la vitesse instantanée, l'accélération, la longueur, La vitesse relative de chaque véhicule i composant le flux ainsi que l'inter-distance entre le véhicule et son leader $i-1$. Elles sont notées comme suit :

- La position du véhicule i à l'instant t , notée $x_i(t)$;
- La vitesse instantanée du véhicule i à l'instant t , notée $v_i(t) = \dot{x}_i(t)$;
- L'accélération du véhicule i à l'instant t , notée $a_i(t) = \ddot{x}_i(t)$;
- La longueur du véhicule i notée L_i ;
- L'inter-distance entre le véhicule i et son véhicule leader $i-1$ à l'instant t , notée $S_i(t) = x_{i-1}(t) - x_i(t)$;
- La vitesse relative du véhicule i par rapport à son véhicule leader ($i-1$) à l'instant t , notée $\dot{S}_i(t) = \dot{x}_{i-1}(t) - \dot{x}_i(t)$.

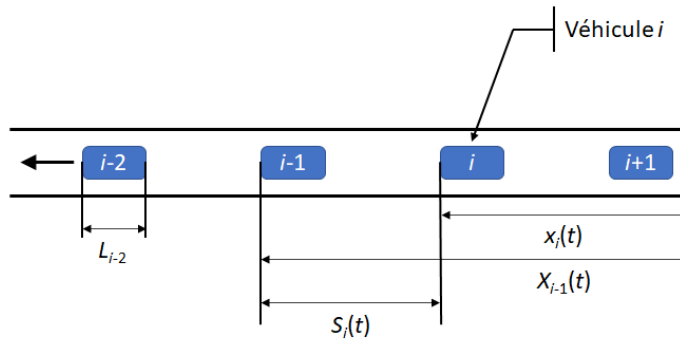


FIGURE 2.3 – Variables microscopiques

Ces variables évoluent dans le temps en considérant la sécurité du trafic et les propriétés des conducteurs de chaque véhicule i . En ce qui concerne la sécurité du trafic, un espace de sécurité est défini pour éviter les collisions à l'arrêt. Il s'agit de la distance nette minimale notée s_i . Le conducteur veille dans tous les cas à respecter cette distance selon la relation suivante :

$$\underbrace{x_{i-1}(t) - x_i(t)}_{S_i(t)} > L_{i-1} + s_i. \quad (2.9)$$

A cet espace de sécurité, s'ajoute l'écart de temps inter véhiculaire. Il correspond au temps qui s'écoule entre les instants de passage de l'avant de deux véhicules successifs, en un point donné de la route. Il est généralement noté h_i (headway time). C'est une variable qui est fortement liée au débit. Le débit moyen q est l'inverse de l'écart de temps inter-véhiculaire moyen, pour un flot stationnaire. Dans le code de la route, h doit être supérieur à $2s$. En prenant en considération h , la distance de sécurité donnée dans l'équation (2.9) s'écrit de la manière suivante :

$$S_i(t) \geq L_{i-1} + s_i + h_i \cdot v_i(t). \quad (2.10)$$

Afin de représenter la variété des styles de conduite, h_i et s_i sont généralement considérés comme étant des propriétés du conducteur du véhicule i . En plus de ces deux paramètres, le conducteur du véhicule i se comporte selon sa vitesse désirée v_{des}^i , son temps de réaction Γ_t , sa décélération de confort b_i et la limite d'accélération α_i de son véhicule. Le choix de ces grandeurs et de leur distribution permet de caler le modèle microscopique aux mesures macroscopiques réellement observées sur la route étudiée.

2.2.2.2/ MODÈLES DE POURSUITE

Le modèle de poursuite vise à reproduire le comportement d'un conducteur en réponse aux actions du véhicule (resp. Obstacle) qui le précède (resp. sur son chemin). Deux types de conduite sont traités dans les modèles de poursuite :

- Le véhicule ne perçoit pas le véhicule qui le précède du fait d'un écart intervéhiculaire assez important et dans ce cas, le conducteur circule à sa vitesse maximale désirée ou tente de l'atteindre ;
- Le conducteur souhaite circuler à sa vitesse désirée mais le véhicule qui le précède (obstacle) ne le lui permet pas, l'obligeant ainsi à adopter une vitesse inférieure pour éviter la collision.

Etant donné que le premier cas est trivial, les modèles de poursuite se définissent généralement à travers leur approche pour décrire le comportement d'un conducteur réagissant aux variations du comportement de conduite du véhicule qui le précède. Le véhicule qui précède est considéré comme étant un obstacle. Plusieurs modèles et hypothèses fondatrices existent dans la littérature. Nous citons à titre exemple, les hypothèses qui considèrent que le conducteur maintient la distance de sécurité [38], les hypothèses à base de la synthèse de commande en automatique (vitesse optimale [39] ou commande de systèmes linéaire [40][41]) et les hypothèses basées sur des modèles psychiques [42][43]. Malgré la variété des modèles littérature, ils convergent dans leur manière de représenter le conducteur face à un obstacle. En outre, les modèles de poursuite ont besoin d'être calés sur les modèles macroscopiques des tronçons modélisés.

Plus précisément, le conducteur évalue les variations de conduite de son prédécesseur à partir des variables microscopiques, comme l'inter-distance $S_i(t)$ et la vitesse relative $\dot{S}_i(t)$ (voir la section 2.2.2.1). Ces variables stimulent la réaction du conducteur selon sa sensibilité [44]. Cette sensibilité peut être exprimée de plusieurs manières selon les modèles. Le conducteur du véhicule réagit en fonction de sa sensibilité et du stimulus à l'instant t pour ajuster sa vitesse. Par exemple, plus l'obstacle est proche, plus le conducteur décélère. Par exemple, plus l'obstacle est proche, plus le conducteur décélère. Cette variation de décélération dépend de la sensibilité du conducteur au stimulus généré par la proximité du véhicule. La loi de poursuite gère la progression des véhicules qui adoptent différentes stratégies pour aboutir finalement au maintien d'une certaine distance intervéhiculaire (voir l'équation 2.10) lorsqu'ils se rapprochent de leur obstacle (véhicule qui

les précède).

En guise d'illustration, nous donnons l'exemple du modèle *Intelligent Driver Model* (IDM). C'est un modèle de simulation de trafic en temps continu. Il a été élaboré dans les années 2000 par un groupe de chercheurs allemands composé de M. Treiber, A. Kesting et D. Helbing [45]. Leur objectif était de créer un modèle plus réaliste que les précédents. Ils ont donc conçu un modèle simple, exempt d'accidents, basé sur le principe des voitures suiveuses, qui permet d'attribuer une signification à chaque variable.

Le modèle de conducteur intelligent (IDM)

Le modèle de conducteur intelligent (IDM) repose sur plusieurs postulats pour simuler des accélérations et des comportements réalistes :

- La relation entre l'accélération et la vitesse est inversement proportionnelle. En effet, lorsque la vitesse d'un véhicule est élevée et proche de la limite de vitesse, le conducteur a moins besoin d'accélérer.
- L'accélération est proportionnelle à la distance entre le véhicule et son leader. Plus la distance entre les deux véhicules est grande, moins le comportement du véhicule suiveur est influencé par celui du leader.
- La distance (pare-chocs à pare-chocs) entre un véhicule et son leader est toujours supérieure à une distance minimale s_0 , qui doit être augmentée d'une distance de sécurité proportionnelle à la vitesse. Ainsi, l'équation suivante nous donne la distance de sécurité désirée :

$$S_i^*(t) = s_i + L_{i-1} + \max \left\{ 0, \dot{x}_i(t) \cdot \underline{h}_i + \frac{\dot{x}_i(t) \cdot \dot{S}_i(t)}{2 \sqrt{\bar{u}_i \cdot b_i}} \right\}, \quad (2.11)$$

où \underline{h}_i est le délai minimal pour pouvoir effectuer une manœuvre d'urgence (temps inter-véhiculaire de sécurité).

- Une stratégie de freinage intelligente, issue du terme $\frac{v \Delta v}{2 \sqrt{ab}}$ contrôle l'approche d'un véhicule à un véhicule lent ou arrêté, ainsi que la gestion des obstacles et des feux rouges (représentés sous forme de véhicules à l'arrêt) sont pris en charge. Dans des conditions normales, le véhicule décélère en douceur jusqu'à atteindre une décélération confortable b . Toutefois, en cas de situation critique, la décélération peut dépasser b jusqu'à ce que le danger soit écarté. Ceci conduit à une première équation donnant l'accélération :

$$\ddot{x}_i(t) = \frac{dv}{dt} = \bar{u}_i \left[1 - \left(\frac{\dot{x}_i(t)}{v_{des}^i} \right)^\delta - \left(\frac{S_i^*(t)}{S_i(t) - L_{i-1}} \right)^2 \right] \quad (2.12)$$

où δ est l'exposant d'accélération et \bar{u}_i l'accélération maximale.

Notons à partir de l'équation (2.12) que le conducteur qui suit doit constamment maintenir une distance de sécurité adéquate avec le véhicule précédent, de manière à avoir

suffisamment de temps pour réagir et ralentir en cas d'arrêt brusque de ce dernier, afin d'éviter une collision.

Pour être complet, un modèle microscopique doit traiter toutes les manœuvres qu'un usager peut être amené à réaliser : changement de voie, dépassement, gestion des inter-distances, etc. Ces modèles sont généralement à base de règles.

2.2.2.3/ MODÈLES À BASE RÈGLES

Quand un véhicule s'approche d'un "stop" ou d'un "cédez-le-passage" dans une intersection, il s'engage uniquement si son engagement ne représente pas un danger. C'est sur ce même principe que repose les modèles d'insertion. La réponse est soit le véhicule s'engage ou cède le passage [46]. Cette réponse est généralement le résultat d'un modèle d'acceptation de la manœuvre. Ce modèle considère que le véhicule non prioritaire réalise la manœuvre seulement s'il ne gêne pas les véhicules prioritaires. La Figure.2.4 représente brièvement le modèle d'insertion utilisée dans VISSIM. Une ligne d'arrêt est définie pour la voie secondaire. Aussi une zone de conflit est générée à partir du croisement des deux voies. Le véhicule 2 peut avancer seulement si les deux conditions suivantes sont satisfaites : *C1*) le véhicule 1 n'est pas dans la zone de conflit et *C2*) la trajectoire du véhicule 2 ne croise pas la zone de l'écart inter-véhiculaire du véhicule 1 [47, 48]. Sinon, le véhicule 2 doit s'arrêter devant la ligne d'arrêt. Selon cette figure le véhicule 2 doit céder le passage car la condition *C2* n'est pas satisfaite. La zone de l'écart inter-véhiculaire est le résultat du produit de la vitesse du véhicule 1 et de l'écart de temps inter-véhiculaire considéré pour l'intersection.

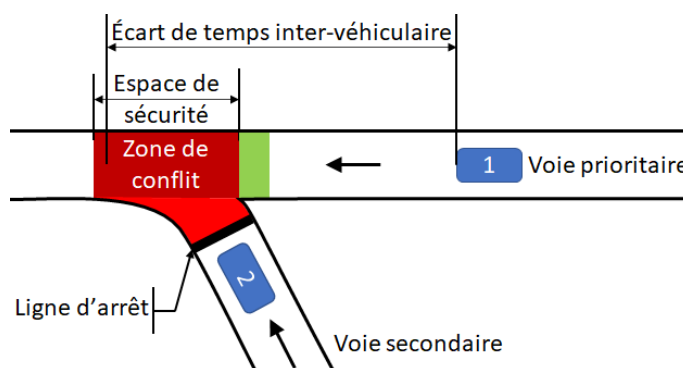


FIGURE 2.4 – Exemple de modèle d'insertion

Les comportements de changement de voie sont plus difficiles à modéliser et motivent actuellement une communauté de recherche très active [49][50][51][52], notamment pour aborder les changements de voies des véhicules autonomes. Il existe deux types de changement de voie :

- les changements de voie de confort : Ils ont pour but d'améliorer le confort de conduite et d'éviter les désagréments aux autres véhicules. Un véhicule effec-

tue généralement un changement de voie "de confort" afin de pouvoir rouler à sa vitesse désirée v_{des}^i . Ces changements de voie couvrent non seulement les actions de dépassement et de rabattement mais aussi la répartition observée des véhicules sur plusieurs voies de circulation, sans raison particulière.

- Les changements de voie obligatoires : Il s'agit de changer de voie pour atteindre une destination précise.

Algorithm 1 Changement de voie

```

congest ← ( $v_{sec} < v_{seuil}$ ) ∧ ( $v_{sec}^{(o)} < v_{seuil}$ )
favorable (droite → gauche) ← ( $v_{sec} < v_{max}$ ) ∧ ( $\neg$ congest)
favorable (gauche → droite) ← ( $v_{sec} \geq v_{max}$ ) ∧ ( $v_{sec}^{(o)} \geq v_{max}$ )
if ( $(\textit{favorable}(i \rightarrow j) \vee (\textit{alea}() < p_{change})) \wedge \textit{sec}(i \rightarrow j)$ ) then
  | change( $i \rightarrow j$ )
end
  
```

A titre d'exemple, l'algorithme 1 montre le modèle de changement de voie de confort utilisé par SUMO[53]. Dans cet algorithme, le seuil de la vitesse $v_{seuil} = \frac{v_{des}^i}{2}$ désigne la vitesse à laquelle le conducteur considère qu'il est dans un flux congestionné. L'indice (o) désigne la voie alternative. La sécurité ($\textit{sec}(i \rightarrow j)$) d'un changement de la voie i vers la voie j est déterminée selon l'espace disponible et la vitesse de sécurité (v_{sec}) pour suivre le véhicule de la voie alternative j . Cette vitesse est calculée de sorte à permettre aux véhicules de s'arrêter devant l'obstacle tout en respectant la décélération de confort b . D'autres modèles de changements de voie s'appuient sur le modèle de poursuite pour simuler et évaluer les deux options, i.e. avec ou sans changement de voie. Le modèle de poursuite est présenté dans la section 2.2.2.2.

2.2.3/ MODÉLISATION MÉSCOSCOPIQUE

Les modèles microscopiques visent à permettre une simulation fine du trafic, afin d'observer l'impact des phénomènes locaux sur chaque véhicule simulé. Néanmoins, ces modèles sont difficilement traitables analytiquement [54] et interprétables sans visualisation [55], à grande échelle, comme par exemple à l'échelle d'une ville. Ceci a poussé plusieurs recherches à proposer des modèles avec une granularité intermédiaire entre les modèles macroscopiques (large échelle) et microscopiques (échelle du véhicule), afin de combler les difficultés soulevées à chaque échelle. Cette classe de modèles est appelé mésoscopique.

Les modèles mésoscopiques impliquent une représentation globale (macroscopique) des entités de trafic ainsi qu'une description des interactions entre ces entités à une échelle réduite. Une approche initiale consiste à représenter un groupe de véhicules sous forme de paquets qui se déplacent le long de liens [56]. La vitesse du paquet sur chaque segment est déterminée par la relation entre la vitesse et la densité de la route sur laquelle le paquet de véhicules se trouve. Certains de ces modèles utilisent une approche basée

sur les files d'attente [57], [58].

D'autres approches plus répandues utilisent des modèles de segments de route avec un nombre limité N_i de véhicules admis sur chaque segment i . Ces modèles de segments sont reliés entre eux pour former une route, une intersection [59, 60], un rétrécissement de la chaussée [61], etc. Dans la littérature, différentes approches ont été utilisées pour modéliser le trafic, notamment les réseaux de Petri [62], les Bond Graph [63] et les automates cellulaires [64]. Les modèles à base de réseaux de Petri permettent d'intégrer facilement la capacité (débit maximal) du segment en limitant le franchissement des transitions entre deux segments. Aussi, il est possible d'exploiter les théories abondantes associées aux Réseaux de Petri, comme par exemple l'algèbre de diode, les processus de Markov et les réseaux de Petri fluides. En ce qui concerne les modèles basés sur les automates cellulaires, ils exploitent le modèle de Nagel et Schreckenberg [64], en apportant quelques adaptations selon les cas étudiés.

Dans le modèle de Nagel et Schreckenberg, l'espace et le temps sont discrétisés, de même que la vitesse des véhicules. Dans sa version originale, chaque cellule de taille ΔX n'admet qu'un seul véhicule à la fois. La vitesse v_n du véhicule n s'exprime en termes de nombre de cellules par pas de temps (Δt). Les véhicules sont ainsi décrits comme des entités distinctes, mais leur dynamique est définie de manière simplifiée en ne retenant que quelques caractéristiques essentielles pour obtenir un comportement macroscopique réaliste. Après chaque pas de temps Δt , la position $X_n(t + \Delta t)$ d'un véhicule n évolue selon sa position à l'instant t et sa distance d_n du véhicule $n - 1$ qui le précède. A des fins d'illustration, le détail du calcul de $X_n(t + \Delta t)$ est donné dans l'algorithme 2. La simplicité des règles permet de traiter des systèmes de grande taille [65], établissant ainsi un lien entre les échelles microscopiques et macroscopiques.

Algorithm 2 Evolution de la position du véhicule n au pas de temps suivant

```

 $d_n \leftarrow X_n(t) - X_{n-1}(t)$ 
 $v_n \leftarrow \min(v_n + 1, d_n - 1, v_{max})$ 
if ( $alea() < p_{deceleration}$ ) then
  |  $v_n \leftarrow \max(v_n - 1, 0)$ 
end
 $X_n(t + \Delta t) \leftarrow X_n(t) + v_n$ 

```

La discrétisation permet de travailler avec des valeurs entières pour améliorer significativement l'efficacité du calcul numérique des modèles, tout en permettant des indicateurs de performances intéressants, comme les déplacements des ondes de choc [64]. Néanmoins, les simplifications ne sont pas sans impacter le réalisme du modèle, comme par exemple des décélérations irréalistes des véhicules [66]. Pour combler ces imperfections, plusieurs évolutions du modèle initial ont été apportées, comme l'ajout du temps de réaction [65, 67], la prise en compte de l'anticipation du conducteur au moment du freinage [68, 69], la décomposition de la route en grilles, où chaque véhicule couvre plusieurs grilles à la fois [70, 71].

2.3/ DISCUSSION DES MODÈLES DU TRAFIC

Dans le cadre de l'affectation du trafic, les modèles précédemment présentés jouent un rôle essentiel dans l'évaluation des temps de parcours. Le choix du modèle dépend de la granularité recherchée. Les modèles macroscopiques, par exemple, calculent le temps de parcours moyen le long d'un tronçon ou à un carrefour en fonction de la demande, en utilisant une fonction mathématique spécifique (consultez la section 2.2.1.3). La demande est exprimée en termes de débit de véhicules. Les paramètres de cette fonction dépendent des observations recueillies sur le terrain. Cela implique une série de mesures et une phase de calibrage des modèles.

La fonction de temps de parcours augmente en fonction du débit. Tenant compte de la capacité maximale de chaque segment étudié, elle pénalise fortement les situations de dépassement de cette capacité. Cependant, il est difficile de modéliser efficacement la congestion, à savoir lorsque le débit est faible et le temps de parcours est élevé. De plus, le temps de parcours calculé est basé sur une estimation de la vitesse **moyenne** dans l'espace, ce qui ne permet pas de capturer certains phénomènes locaux ou instantanés.

Pour une meilleure analyse du comportement du trafic, des modèles microscopiques ont été développés. Ces modèles examinent le comportement de chaque véhicule et ses interactions avec les autres véhicules à proximité. Tout comme les modèles macroscopiques, les paramètres des modèles microscopiques liés au comportement et aux interactions des véhicules sont ajustés en fonction des observations sur le terrain. En outre, ces modèles peuvent facilement intégrer des éléments tels que les systèmes de signalisation, les ralentissements liés à la géométrie de la route (courbure), ainsi que les données des capteurs et des boucles de régulation. Le temps de parcours de chaque véhicule est évalué par le biais de simulations. Ces modèles sont particulièrement aptes à considérer les phénomènes liés à la saturation, aux remontées de files, aux conflits et aux blocages. Ils permettent également de calculer de manière précise d'autres mesures de performance, comme la pollution. Cependant, ces modèles rencontrent des défis non seulement en termes de complexité analytique, mais aussi en matière de temps et de ressources de calcul nécessaires. Pour surmonter les problèmes relatifs aux calculs, des modèles mésoscopiques ont été proposés, offrant un niveau d'analyse intermédiaire.

La résolution du problème d'affectation dépend du type de modèle utilisé. Le choix du modèle s'effectue en fonction de l'échelle désirée, des indicateurs clés à évaluer et de la taille du réseau étudié. Cependant, il est important de noter que le recourt à une échelle fine de modélisation (modèle microscopique) peut être exigeant en termes de puissance de calcul, notamment pour des affectations sur des réseaux de la taille d'une ville, voire même de la taille d'un quartier avec de nombreuses intersections lorsque la demande est importante. Cette difficulté est amplifiée par le fait que les algorithmes d'affectation du trafic requièrent de multiples itérations qui nécessitent plusieurs évaluations des temps

de parcours, comme expliqué dans la section suivante.

2.4/ AFFECTATION DU TRAFIC

L'affectation du trafic revêt d'un intérêt particulier dans le domaine de l'ingénierie du trafic car elle constitue une étape essentielle des processus de simulation et de prévision du trafic. Par exemple, l'outil de simulation MATSim [72] réalise plusieurs boucles d'affectation du trafic pour aboutir à un point fixe, avant la simulation du trafic (voir Figure 2.5). En ce qui concerne la prévision du trafic [73], la méthode classique en quatre étapes repose sur un principe similaire [74]. Elle se déroule sur plusieurs itérations successives, jusqu'à l'aboutissement au point fixe (Voir Figure 2.6). A chaque itération, la méthode répond aux quatre questions que se pose l'usager dans l'ordre suivant : Dois-je faire le voyage (génération) ? Où aller (distribution) ? Comment me déplacer (choix du mode) ? Quel itinéraire choisir (affectation du trafic) ? L'affectation est donc l'étape clé sur laquelle se base cette méthode. Etant donné l'importance de la simulation et de la prévision du trafic pour décider des investissements lourds sur les infrastructures, les contributions scientifiques pour résoudre le problème de l'affectation du trafic sont abondantes.

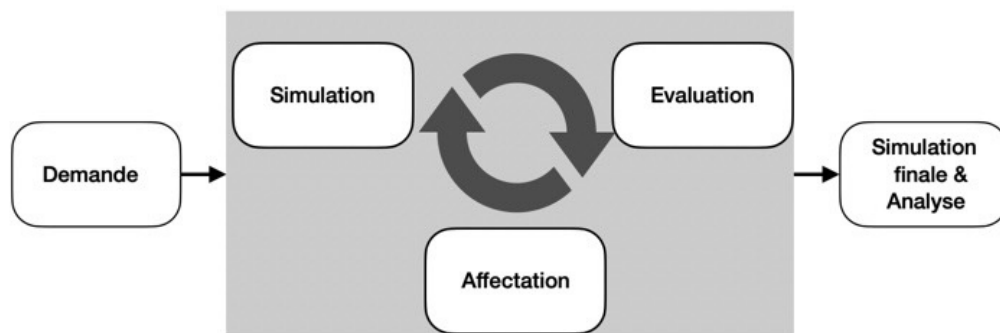


FIGURE 2.5 – Cycle de MATSim

D'une manière générale, l'affectation du trafic consiste à définir les itinéraires des usagers, à partir de l'offre et de la demande du transport. Elle prévoit le nombre de véhicules utilisant chaque segment du réseau de transport pendant une période temps donnée. La demande de transport est décrite sous la forme de quantité des usagers souhaitant se déplacer depuis un ensemble de nœuds d'origines vers un ensemble de nœuds de destinations, sur la période étudiée. L'offre est le réseau de transport. Dans le cas traité de la thèse, il s'agit du réseau routier avec ses caractéristiques, à savoir les connexions entre les routes, les courbes débits vitesses des routes, le nombre de voies, la régulation des intersections, etc... Ainsi pour un réseau donné, le problème d'affectation du trafic prend comme entrée une matrice de flux qui indique le volume de trafic entre chaque paire origine-destination ($o-d$). La sortie est l'estimation de la demande de trafic sur chaque segment de la route ainsi que sur chaque direction de mouvement aux intersections

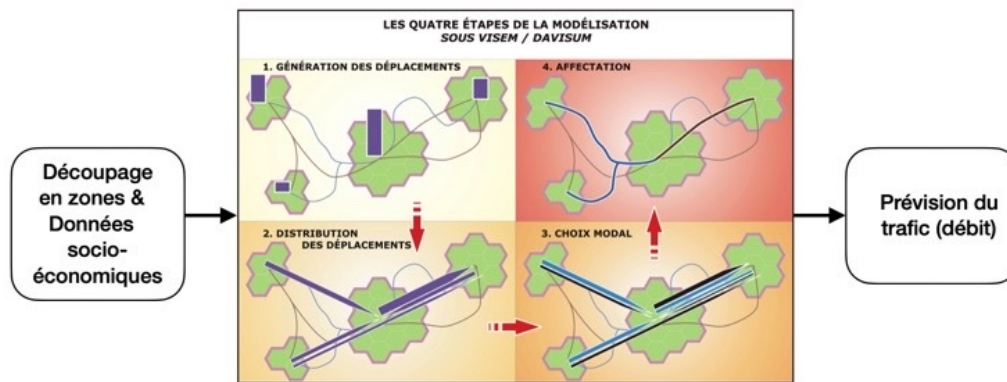


FIGURE 2.6 – Les quatre étapes de la modélisation

(ex. mouvement tourne à droite). En d'autres termes, l'affectation du trafic précise les itinéraires utilisés pour chaque paire d'*o-d*.

Les travaux de recherche sur l'affectation du trafic peuvent être classés de différentes manières. Les classifications peuvent être basées sur la formulation du problème, les objectifs attendus, les méthodologies et les modèles utilisés, les hypothèses sur la demande... Dans la suite, nous considérons la classification communément utilisée dans la littérature. Elle consiste à différencier les approches selon la prise en compte de la dynamique du trafic en fonction du temps. Ainsi, nous présentons tout d'abord l'affectation statique du trafic. À travers celle-ci, nous introduisons les concepts, les définitions et les formulations du problème. Nous présentons ensuite l'affectation dynamique où les concepts et les algorithmes utilisés seront discutés.

[75]

2.4.1/ AFFECTATION STATIQUE DU TRAFIC

L'affectation est dite statique lorsque l'on suppose que les usagers qui utilisent le même segment de route, partagent la même expérience (temps, consommation énergétique...) pendant l'intervalle de temps étudié. Cette expérience est quantifiée sous la forme de somme pondérée des coûts privés et du coût relatif au temps de parcours. Cette somme pondérée est appelée coût généralisé. Le modèle macroscopique est adapté pour cette classe d'affectation. En effet, les courbes débits-vitesses ne prennent pas en considération la différence des vitesses expérimentées entre le premier et le dernier véhicule traversant le segment pendant l'intervalle de temps étudié. Intuitivement, il s'agit d'affecter le trafic selon le plus court chemin en termes de coûts généralisés. Si l'on ne considère pas l'effet des débits sur le temps de parcours et d'autres composantes du coût, l'affectation consiste à suivre la politique du ***tout-ou-rien***. Elle affecte toute la demande d'une *O-D* au chemin le plus court à vide, i.e., débit considéré nul sur tout le

réseau (voir l'algorithme 3).

Algorithm 3 Affectation tout-ou-rien

Calculer le plus court chemin pour chaque $o - d$;

Affecter le trafic de chaque $O-D$ au plus court chemin correspondant .

2.4.1.1/ ÉQUILIBRE DES USAGERS : DÉFINITION ET FORMULATION DU PROBLÈME

Le problème devient plus complexe lorsque l'on intègre l'effet des débits du trafic sur les vitesses des véhicules. Il est largement admis que la fonction coût généralisé est croissante en fonction du débit. Une première approche consiste à minimiser la somme des coûts généralisés de tous les usagers [76]¹. Cependant, en suivant cette approche, certains véhicules prennent des trajets coûteux alors que des trajets moins coûteux sont disponibles². Rappelons qu'il s'agit d'usagers indépendants où chaque usager cherche son propre intérêt. Ainsi, le problème d'affectation du trafic vise à atteindre le premier principe d'équilibre de Wardrop [2]. Celui-ci est donné par la définition suivante :

Définition 1 : Premier Principe d'équilibre de Wardrop

L'affectation est dite à l'équilibre selon le premier principe de Wardrop si les deux conditions suivantes sont vérifiées :

- Pour chaque paire $O-D$, les coûts généralisés de chaque itinéraire utilisé sont inférieurs ou égaux à ceux des itinéraires alternatifs (non utilisés).
- Si, pour une $O-D$, plusieurs routes sont utilisées, leurs coûts généralisés sont égaux.

D'après la définition du principe de Wardrop, il est évident qu'aucun utilisateur n'a intérêt à changer son itinéraire seul. En effet, s'il modifie son itinéraire, il augmente le coût de son trajet. Ce principe est aussi appelé l'équilibre des usagers.

Plusieurs formulations mathématiques du premier principe de Wardrop sont présentes dans la littérature. Nous présentons dans la suite celle donnée dans [77]. Soit un réseau de sommets qui inclut les origines et les destinations de la demande, notées respectivement $o \in O$ et $d \in D$. Soit une demande constante q^{od} affectée sur un ensemble d'itinéraires K^{od} . En notant, le flux affecté à l'itinéraire $k \in K^{od}$ par r_k^{od} , nous avons :

$$\sum_{k \in K^{od}} r_k^{od} = q^{od}. \quad (2.13)$$

Cette équation traduit le fait que l'ensemble de la demande qui va depuis o pour aller vers d est affecté. Le premier principe de Wardrop, à savoir l'équilibre des usagers, s'écrit

1. Deuxième principe de Wardrop

2. La minimisation de la somme des temps de trajet oblige certains véhicules à prendre des chemins plus longs que ceux qui sont disponibles

comme suit :

$$\begin{aligned} c(k') &= \min_{k \in K^{od}} (c(k)) \Rightarrow r_k^{od} \geq 0 \\ c(k') &> \min_{k \in K^{od}} (c(k)) \Rightarrow r_k^{od} = 0 \end{aligned} \quad (2.14)$$

où $c(k)$ est le coût généralisé de la route k .

Notons à partir de l'équation (2.14), que le premier principe ne s'écrit pas sous la forme classique d'un problème d'optimisation, à savoir une fonction objective sous contraintes. Bien que la formulation donnée dans 2.14 est courante, la contribution de Beckmann et al. [78] a permis de reformuler le problème en distinguant chaque segment du réseau de route.

Considérons le réseau de routes sous la forme d'un graphe $G = (S, A)$, où S désigne l'ensemble des sommets $s \in S$ et A désigne l'ensemble des arcs orientés $a \in A$. Les sommets représentent les points d'intérêt et les intersections. Nous avons $O \subset S$ et $D \subset S$. Chaque segment de route est modélisé par un arc orienté a qui lie deux sommets s_i et s_j , avec $i \neq j$. Chaque itinéraire k^{od} est constitué d'un ensemble d'arcs successifs $a \in I_k^{od}$. Nous avons :

$$c(k^{od}) = \sum_{a \in I_k^{od}} c(a), \quad (2.15)$$

où $c(a)$ désigne le coût généralisé de l'arc a (segment de route). Cette équation (2.15) stipule que le coût généralisé d'un itinéraire est la somme des coûts des arcs qui le composent. Ceci est vrai dans le cas où le coût généralisé est le temps de parcours. Le calcul de r_k^{od} définit le flux qui traverse chaque arc a du graphe G . Notons r_a , le flux affecté à l'arc a . Ainsi, nous avons :

$$r_a = \sum_{I_k^{od} \ni a} r_k^{od}. \quad (2.16)$$

En d'autres termes, le flux affecté à l'arc a est égal à la somme des flux de tous les itinéraires qui passent par cet arc.

L'affectation statique du trafic à l'équilibre consiste à résoudre le problème d'optimisation suivant :

$$\begin{aligned} \min_{k_a} \quad & \sum_{a \in A} \int_0^{r_a} c_a(z) dz \\ \text{s.c.} \quad & (2.13), (2.15), (2.16) \\ & r_k^{od} \geq 0, r_a \geq 0 \end{aligned} \quad (2.17)$$

Le problème (2.17) est un problème d'optimisation convexe car il s'agit de minimisation d'une intégrale de fonction croissante et d'un domaine compact. Notons qu'à partir de (2.17), il est possible de faire abstraction des itinéraires, simplement en ajoutant des contraintes de conservation des flux. En d'autres termes, les contraintes (2.13), (2.15) et

(2.16) peuvent être remplacées par les contraintes suivantes pour chaque sommet s :

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{a \in A_s^+} r_a = \sum_{a' \in A_s^-} r_{a'} \\ \sum_{a \in A_o^+} r_a = \sum_{d \in D} q^{od} \\ \sum_{a \in A_d^-} r_a = \sum_{o \in O} q^{od} \end{array} \right. , \quad (2.18)$$

Avec A_{s+} et A_{s-} désignant respectivement les ensembles des arcs sortants et entrants du sommet s . Avec la contrainte (2.18), il paraît évident que la solution obtenue du problème ne donne plus les itinéraires des usagers. Elle les substitue par le nombre d'usagers par segment de routes. Ainsi pour un problème d'affectation statique du trafic, le problème de l'équilibre des usagers consiste à chercher les débits optimaux sur les segments de routes. La solution admet plusieurs configurations d'itinéraires possibles [79]. Malgré l'écriture du problème sous la forme d'un problème d'optimisation, la recherche de solution n'est pas triviale. Plusieurs contributions ont été réalisées pour proposer des stratégies de résolution sous la forme d'algorithmes itératifs.

2.4.1.2/ ÉQUILIBRE STOCHASTIQUE DES USAGERS

L'affectation stochastique a été introduite pour pallier les problèmes posés par l'hypothèse de l'équilibre des usagers [80] dans le cadre de l'affectation statiques. Les usagers peuvent avoir des imperfections et des variations dans la perception des coûts généralisés estimés des trajets, pour plusieurs raisons. L'une d'elles consiste dans le fait que les usagers peuvent avoir des expériences différentes sur le même segment pendant l'intervalle de temps de l'étude. Une autre raison est due au fait que les usagers n'ont pas une connaissance parfaite des coûts des différentes options. Pour cette raison, un itinéraire est pris selon une probabilité relative à son temps de parcours. Plus précisément, l'affectation stochastique repose sur les principes suivants [81, 82] :

- Toutes les options raisonnables peuvent être choisies, même si leur probabilité de choix est très faible³.
- Si deux options ont le même coût, la probabilité de choix est la même.
- La probabilité de choix des options dépend de leurs coûts : Un trajet avec un coût plus élevé a une probabilité plus faible d'être choisi.
- L'utilisateur du modèle de l'équilibre stochastique des usagers doit avoir un certain contrôle sur la probabilité de diversion des trajets.

Les principes de l'équilibre stochastique des usagers incorporent un terme d'erreur aléatoire dans le coût généralisé du trajet. En général, ce terme est supposé suivre les distributions de Gumbel, normale et de Weibull, qui correspondent respectivement

3. Dans [81], il décrit la notion

aux modèles de choix de chemin basés sur le logit, le probit et le weibit [83, 84, 85]. Le modèle basé sur le logit est le plus utilisé dans la littérature de l'affectation du trafic routier ([85] ; [86]). Selon le modèle logit, la probabilité de choisir l'itinéraire k est la suivante :

$$P_k = \frac{\exp(-\theta \cdot c(k))}{\sum_{i \in K^{od}} \exp(-\theta \cdot c(i))}, \quad (2.19)$$

où θ est le facteur de diversion. Il s'agit de la variable de contrôle sur les variations de perception du coût des trajets par les usagers. Lorsque $\theta = 0$, tous les itinéraires auront la même probabilité d'être sélectionnés. Quand $\theta \rightarrow \infty$, c'est l'itinéraire le moins coûteux qui sera choisi. Avec cette expression de probabilité, Fisk [84] a étendu la formulation du problème de l'équilibre des usagers (2.17) pour englober le modèle logit multinomial de l'équilibre stochastique des usagers. Le problème s'écrit comme suit :

$$\begin{aligned} \min_{k_a} \quad & \sum_{a \in A} \int_0^{r_a} c_a(z) dz + \frac{1}{\theta} \sum_{o \in O} \sum_{d \in D} \sum_{k \in K^{od}} r_k^{od} \ln(r_k^{od}) \\ \text{s.c.} \quad & (2.18) \\ & r_k^{od} \geq 0, r_a \geq 0 \end{aligned} \quad (2.20)$$

D'autres travaux ont étendu la fonction objective [87, 88, 89, 90] du problème posé dans (2.20). Cette extension vise à prendre en considération les imbrications entre les itinéraires en introduisant une probabilité conditionnelle de choix d'itinéraire.

2.4.1.3/ APPROCHES DE RÉOLUTION DE L'AFFECTATION STATIQUE

Pour résoudre les problèmes 2.17 et 2.20, plusieurs travaux se sont basés sur l'algorithme d'optimisation non linéaire générale de Frank et Wolfe (FW) (1956) [91]. Le problème de minimisation de fonction convexe sous des contraintes linéaires est approximé à partir d'une solution faisable par des problèmes d'optimisation linéaires abordables avec l'algorithme du simplexe. Le principal inconvénient de FW est sa lenteur de convergence [92]. Pour améliorer la convergence de l'algorithme dans le cadre de l'affectation du trafic, des méthodes connexes ont été proposées dans [93, 94, 94, 95, 96]. Aussi, [97, 98] ont proposé des méthodes basées sur la décomposition simpliciale restreintes (*DSR*) pour pouvoir traiter des réseaux de grande taille en décomposant le problème d'affectation en sous-problèmes.

D'autres approches itératives sont proposées dans la littérature. Certaines sont basées sur les itinéraires [99, 100, 101]. Dans cette approche, on démarre d'une solution d'affectation, où tous les itinéraires utilisés et les débits associés sont connus. Itérativement, les flux peuvent passer d'itinéraires à coût élevé à des itinéraires à faible coût afin d'aboutir à l'équilibre. Dans [99], pour chaque paire od considérée de façon séquentielle dans un ordre cyclique, les flux sont transférés de l'itinéraire de coût maximal à l'itinéraire

de coût minimal jusqu'à ce que les deux itinéraires aient le même coût. Lorsque les dérivés de coût aux liaisons entre les routes sont connus, ils ont été utilisés pour estimer les déplacements de flux vers l'itinéraire de coût minimum de chaque paire *od* [98, 102]. D'autres approches sont basées sur l'origine [78, 101, 103] ou la destination [104, 105]. Ces approches posent le problème lors de l'existence de circuit. Les auteurs de [79] proposent une approche de recherche basée sur l'origine, se limitant à des solutions acycliques. La méthode quasi-Newton est utilisée pour déplacer efficacement les flux à chaque itération et pour éliminer les flux résiduels. Les auteurs de [106] ont proposé une approche basée sur Barzilai-Borwein pour faire converger plus rapidement le déplacement des flux des routes les plus coûteuses aux routes les moins coûteuses [107].

Hormis les différences des techniques de répartition des flux sur les routes les moins coûteuses et des critères d'arrêt, la résolution de l'affectation statique du trafic fonctionne suivant une approche itérative présentée dans l'algorithme 4.

Algorithm 4 Affectation statique du trafic

1. **Initialisation** : Calculer les itinéraires initiaux (par exemple, le plus court chemin sur le réseau vide pour chaque paire *od* : Affectation tout-ou-rien).

2. **Itérations avec un critère d'arrêt** :

- Chargement du réseau routier : Charger la demande sur le réseau le long des itinéraires et obtenir les coûts généralisés (temps de parcours : congestion).
 - Génération d'un ensemble de choix : Calculer de nouveaux itinéraires en fonction des nouveaux coûts généralisés (temps de parcours) sur le réseau.
 - Choix : Répartir la demande entre les itinéraires en fonction des nouveaux coûts généralisés des itinéraires (La stratégie de répartition est différente selon l'approche d'optimisation utilisée, ex. méthode quasi-Newton). Ceci consiste à transférer une partie du flux vers les itinéraires les moins coûteux.
-

2.4.2/ AFFECTATION DYNAMIQUE DU TRAFIC

L'affectation dynamique du trafic considère les évolutions de perception du coût de trajet en fonction de la dynamique de la demande, de ses choix, des conditions de circulation et des caractéristiques du réseau. Ainsi, à la différence de l'affectation statique du trafic, le temps de départ du véhicule est déterminant du coût perçu et donc du choix de l'itinéraire. Etant donné la prise en compte de la dynamique du trafic, seul l'équilibre des usagers est pris en compte (l'équilibre stochastique n'est pas justifié). Il est communément admis que le modèle d'affectation dynamique doit comporter les éléments suivants :

- Un modèle de trafic selon lequel la congestion (temps de déplacement) varie au fil du temps,
- Une demande variable dans le temps
- L'équilibre est fondé sur le coût de parcours expérimenté, et non sur le coût de parcours instantané.

L'affectation dynamique du trafic est étudiée depuis plus de quarante ans, et de nombreux travaux de recherches ont été menés [108, 109, 110, 111, 112, 113, 114, 115, 116]. Les premières approches étaient basés sur la formulation du problème de l'affectation dynamique sous la forme de programmation mathématique ([117, 118, 119, 120]) ou de commande optimale ([121, 122, 123]). Plus récemment des modèles avec une plus grande résolution en termes de pas de temps, de lots de véhicules et d'interaction du trafic [124] sont utilisés.

Les modèles mésoscopiques et microscopiques sont exploités pour calculer les coûts généralisés observés par les usagers. Le principal avantage de l'utilisation de ces modèles est leur capacité à capturer des phénomènes de trafic plus détaillés, tels que les ondes de choc, les ondes d'expansion et le déversement des files d'attente, qui rendent l'affectation plus réaliste [125]. Au cours de la dernière décennie, la DTA a fait l'objet d'une grande attention en raison de la plus grande précision des modèles utilisés pour évaluer les performances du trafic dans le cadre de considérations environnementales, telles que les estimations des émissions de CO₂ et de la pollution sonore. L'utilisation de la DTA ne se limite pas à la prévision du trafic, elle peut être exploitée pour l'optimisation du trafic en comparant plusieurs scénarios d'infrastructure ou de régulation de trafic.

2.4.2.1/ EQUILIBRE DES USAGERS DÉPENDANT DU TEMPS

Dans le cadre de l'affectation dynamique du trafic, la définition du premier principe de l'équilibre de Wardrop (Voir la définition 1) est adaptée pour prendre en considération les horaires de départ des usagers ainsi que les temps de parcours réellement expérimentés par eux. Dans ce contexte, nous parlons plutôt de l'équilibre dynamique des usagers qui se définit comme suit :

Définition 2 : Equilibre dynamique des usagers

L'équilibre dynamique des usagers se réfère à une situation dans laquelle, dans un réseau de transport composé de multiples zones d'origine et de destination (*od*), sur une période spécifique, les deux conditions suivantes sont satisfaites :

- Pour chaque paire de zones *od* et pour chaque **chaque tranche horaire de départ**, les itinéraires empruntés par les usagers présentent un coût généralisé (un temps de trajet expérimenté) qui est à la fois égal et minimisé **autant que possible**.
- Aucun usager ne peut réduire son propre coût généralisé (temps de trajet) **expérimenté** en prenant une décision unilatérale.

A l'instar de l'équilibre de Wardrop défini pour l'affectation statique, l'équilibre dynamique des usagers signifie que les différentes routes ou itinéraires disponibles pour relier les zones *od* sont utilisés de telle manière que le temps de trajet perçu par les usagers est équilibré et le plus court possible. De plus, l'équilibre dynamique exige qu'aucun usager

ne puisse réduire son propre temps de trajet expérimenté (coût généralisé) en prenant une décision unilatérale. Cela signifie que les usagers ne peuvent pas choisir de manière individuelle de changer leur itinéraire pour réduire leur temps de trajet personnel sans tenir compte des autres usagers et des conséquences sur l'équilibre global du système. Cependant, cet équilibre s'applique à chaque heure de départ où aucun itinéraire ne devrait être nettement plus rapide ou plus lent que les autres, pour une paire od donnée.

Pour mesurer la qualité de la solution, la mesure de l'écart relatif est couramment utilisée pour chaque paire od temps de départ ($od - T$). Cet écart quantifie entre le coût total des chemins utilisés par les véhicules et le coût total du chemin le plus court utilisé par tous les véhicules [126]. Un écart relatif peut être défini et exprimé comme suit pour mesurer la proximité d'une solution d'équilibre [127] :

$$Rgap = \frac{\sum_T \sum_{(o,d) \in \delta} \sum_{k \in K_{od}(T)} r_k^{od}(T) (c(k^{od}, T) - \mu^{od}(T))}{\sum_T \sum_{od} q^{od}(T) \mu^{od}(T)}, \quad (2.21)$$

où $\mu^{od}(T)$ représente le coût généralisé du chemin le plus court liant la paire od pour la tranche horaire T . Notons que dans l'équation 2.21, l'expression $(c(k^{od}, T) - \mu^{od}(T))$ quantifie la différence entre le coût ressenti par les $r_k^{od}(T)$ véhicules suivant la trajectoire k^{od} , et le coût minimal $\mu^{od}(T)$. Si les conditions de l'équilibre dynamique étaient satisfaites à chaque tranche horaire T , cette différence serait nulle. Inversement, plus les véhicules liant la même paire od expérimentent des coûts différents, plus la valeur du $Rgap$ augmente. Dans la pratique, il est difficile d'avoir les mêmes temps de parcours pour une od donnée, notamment lorsque la mesure du temps de parcours est basée sur un modèle microscopique. Ainsi, la solution de l'affectation dynamique du trafic est valide lorsque l'écart relatif est sous un seuil considéré acceptable. Auquel cas on estime que le réseau en question a atteint l'état d'équilibre.

En plus de l'écart relatif, d'autres critères peuvent être pris en compte, notamment lorsque la demande de déplacement est importante. La simulation microscopique peut révéler des situations d'attente d'accès au réseau ou d'interblocage où aucun véhicule ne peut se déplacer [128]. Ainsi, le pourcentage de véhicules servis est aussi un indicateur intéressant.

2.4.2.2/ APPROCHES DE RÉOLUTION

Les procédures algorithmiques de l'affectation statique et de l'affectation dynamique ont des structures comparables. La structure est présentée par l'algorithme 4. Les différences résident essentiellement dans les éléments suivants :

- **Initialisation** : Dans la majorité des travaux, le réseau est initialisé grâce à l'affectation tout-ou-rien qui se base sur le calcul du plus court chemin (voir l'algorithme

- 3). Dans le cadre de l'affectation statique, le calcul du plus court chemin s'effectue avec le réseau vide. En conséquence, l'affectation tout-ou-rien associe un itinéraire à chaque paire od sur tout l'horizon temporel de l'étude. Dans le cadre de l'affectation dynamique, le temps de parcours (coût généralisé) d'un itinéraire donné k^{od} varie en fonction des tranches horaires des départs de véhicules. En effet, à chaque nouvelle tranche horaire, il faut mettre à jour les coûts généralisés induits par les véhicules déjà affectés dans les tranches horaires précédentes. Ainsi, la recherche du plus court chemin s'effectue au fur et à mesure que le réseau se remplit.
- **Itération** : Rappelons qu'à chaque itération, un flux de véhicules est déplacé d'un itinéraire coûteux vers un itinéraire moins coûteux, jusqu'à satisfaction d'un critère de convergence. Dans le cadre de l'affectation dynamique, ce déplacement de flux de véhicules s'effectue pour toutes les tranches de temps t de l'intervalle de l'étude à chaque itération. Plusieurs approches existent dans la littérature pour la recherche de la direction et de la quantité du trafic déplacé. L'approche la plus classique est basée sur l'algorithme de Frank–Wolfe [91, 129]. D'autres algorithmes plus efficaces ont été proposés plus tardivement notamment l'algorithme de projection du gradient [102] et la méthode de moyennes successives [130, 131, 127]. Plus récemment encore, des approches basées sur les métaheuristiques ont été proposées.
 - **Evaluation des temps de parcours** : Le temps de parcours d'un tronçon peut changer entre le moment où le véhicule commence son trajet et le moment où il l'effectue réellement. Or, c'est ce dernier temps de parcours que le conducteur utilise pour choisir son itinéraire. Ainsi, il est nécessaire de l'anticiper. Plus précisément, dans les approches les plus sophistiquées, les temps de parcours sont évalués en utilisant une chaîne de temps de parcours égale à la somme des temps de parcours de chaque tronçon en fonction de l'heure à laquelle le véhicule l'atteindra [126].
 - **Critère d'arrêt** : Contrairement à l'affectation statique, la convergence des itinéraires des véhicules dans l'affectation dynamique n'implique pas le fait que le réseau a atteint la situation d'équilibre dynamique.

Comme pour l'affectation statique du trafic, les approches classiques de résolution du problème d'affectation dynamique du trafic sont basées sur des algorithmes itératifs de permutation d'itinéraires dans la direction de descente du gradient. Le résultat de ces approches ainsi que la convergence dépendent non seulement de la solution initiale (phase de l'initialisation), mais aussi des solutions intermédiaires [132] et de l'état de saturation du réseau [133, 134, 135] (ex. interblocage et ondes de choc). Aussi, les approches classiques d'affectation dynamique du trafic souffrent du risque de convergence vers un minimum local. En outre, l'espace d'exploration des solutions est limité [133]. Ainsi, plusieurs auteurs proposent l'utilisation des heuristiques et des méta-

heuristiques pour la résolution du problème de l’affectation dynamique, comme le recuit simulé [136, 137, 132], la recherche basée sur la population (ex. algorithme génétique, optimisation basée sur l’enseignement et l’apprentissage) [138, 72, 139, 140, 141, 132] et les colonies de fourmis [142, 143].

Algorithm 5 Recherche basée sur la population

1. **Initialisation** : Générer une collection de solutions candidates pour un problème donné.

2. **Répétition de ces opérations suivantes en plusieurs fois** :

- Notation : Évaluer le "score" de chaque solution candidate.
 - Sélection : Réduire le nombre de "mauvaises" solutions. Il existe de nombreuses façons d’y parvenir.
 - Construction de nouvelles solutions : Construire de nouvelles solutions et les ajouter à la collection de solutions candidates.
-

L’algorithme 5 donne un aperçu sur la recherche basée sur la population. De multiples solutions sont générées, comparées et améliorées, ce qui permet une meilleure exploration de l’espace des solutions.

2.5/ DISCUSSION DES APPROCHES D’AFFECTATION DU TRAFIC

Le problème d’affectation du trafic a été largement traité dans la littérature. Il a bénéficié d’une part des modèles de l’offre du trafic (voir la section 2.2) et d’autre part des modèles de la demande (voir les définitions 1,2). Plusieurs méthodes de résolution de ce problème ont été proposées. Elles partagent généralement une structure algorithmique commune, consistant à partir d’une situation initiale du trafic pour ensuite itérer jusqu’à satisfaire un critère d’arrêt. À chaque itération, une partie du trafic est réaffectée vers des itinéraires moins coûteux. De manière générale, les méthodes de résolution sont conçues pour des études de scénarios d’aménagement du transport, où des temps de calcul prolongés sont envisageables. Par conséquent, elles ne sont pas adaptées aux applications en temps réel.

2.5.1/ DISCUSSION DES MODÈLES

En ce qui concerne les modèles de l’offre, différentes granularités de modélisation existent dans la littérature. Dans le cadre de l’affectation du trafic, chaque niveau de granularité a ses propres limites, où chaque modèle est adapté à un domaine d’application spécifique de la conception de l’offre du transport. La modélisation macroscopique, la plus abstraite, convient bien à l’affectation statique du trafic pour prévoir le déplacement à grande échelle. Cependant, elle peut négliger certains phénomènes locaux et ponctuels. L’introduction de l’équilibre stochastique des usagers (voir la section

2.4.1.2) vise à corriger ces lacunes. Notons tout de même que cette approche n'aborde pas de manière exhaustive les problèmes liés aux phénomènes locaux et ponctuels affectant la demande. De plus, le modèle macroscopique du trafic ne prend pas en compte certaines caractéristiques des technologies actuelles et émergentes, telles que les applications de navigation.

Les modèles microscopiques permettent de palier les problèmes relatifs aux limites de la portée de la modélisation macroscopique. En outre, ces modèles permettent de prendre en considération plusieurs éléments intéressants comme des indicateurs de performance fins, les phénomènes locaux dû aux remontées de file et l'impact des boucles de régulation du trafic (Par exemple les ondes vertes, ou les systèmes des véhicules actionneurs). Néanmoins, lorsque ces modèles sont utilisés pour calculer les temps de parcours, ils augmentent considérablement les temps de calculs de l'affectation. L'utilisation des heuristiques et métaheuristiques dans ce contexte ne permet pas de réduire suffisamment les temps de calcul. En outre, la modélisation microscopique peut être à l'origine de problèmes de convergence de l'affectation et d'instabilité notamment lorsque la demande est importante.

En ce qui concerne la modélisation de la demande, l'hypothèse de l'équilibre des usagers est largement acceptée. Cette hypothèse repose sur le principe de rationalité des usagers dans le choix de leurs itinéraires : aucun utilisateur ne choisirait un itinéraire plus long s'il existe des itinéraires plus courts. Cependant, des mesures réelles ont poussé à assouplir cette hypothèse, en considérant des itinéraires satisfaisants [144]. L'hypothèse de l'équilibre a également été également assouplie pour prendre en compte les horaires de départ. En effet, dans le cadre de l'affectation dynamique, il est difficile de mesurer et donc d'atteindre la rationalité supposée du principe de Wardrop. Ainsi, on évalue généralement l'écart entre la solution et l'équilibre dynamique sur des plages horaires considérées (voir l'équation 2.21).

2.5.2/ L'AFFECTATION DU TRAFIC FACE AUX ÉVOLUTIONS DU TRANSPORT

Bien que les approches d'affectation du trafic, ainsi que les modèles associés, aient été largement éprouvés à travers des études et des applications réelles, les évolutions des systèmes de transport intelligent révèlent leurs limites. Pour illustrer ces limites, commençons par examiner les systèmes de transport intelligents actuels. Une part importante des utilisateurs de la route se fie aux applications de navigation [145, 146, 147] pour choisir leurs itinéraires dans les grandes villes. Ces applications indiquent les itinéraires optimaux uniquement en fonction des informations instantanées sur le trafic, sans nécessairement rechercher l'équilibre pour des raisons évidentes de temps de calcul [148, 149].

L'autre système de transport intelligent largement répandu est le feu adaptatif. La

régulation de signalisation est en fonction des flux mesurés, favorisant ainsi les flux les plus importants en prolongeant la durée du feu vert et en proposant des séquences d'ondes vertes. Ceci pourrait remettre en cause l'hypothèse du temps de trajet croissant en fonction de la demande. Aussi ces optimisations questionneraient la multiplicité des itinéraires dans la mesure où il est préférable de définir des corridors efficaces et de réduire les conflits générateurs de congestions. De plus, d'autres systèmes de régulation adaptative existent pour fluidifier le trafic en dehors des zones de conflit, comme les systèmes de limitation de la vitesse dans les tronçons intelligents, afin d'éviter la création de bouchons.

Que ce soit la généralisation de l'utilisation des systèmes de navigation dans les grandes villes ou les systèmes de régulation adaptative du trafic, les systèmes de transport intelligent actuels remettent en question les modèles utilisés dans l'affectation statique. Plus précisément, il est important d'exploiter la simulation microscopique pour intégrer les nouveaux comportements de l'offre et de la demande en matière de trafic.

La perspective du trafic met en évidence la généralisation du véhicule autonome et connecté, ce qui engendre une rupture à la fois technologique et dans les habitudes de transport à tous les niveaux. Le véhicule autonome et connecté est attendu pour réduire l'offre de l'infrastructure routière en termes de places de stationnement et de nombre de voies grâce à une rationalisation de l'utilisation des véhicules. Ainsi, la problématique de l'affectation du trafic devient centrale pour réaliser des gains d'espace urbain ou pour dimensionner des services de navettes autonomes connectées. Par conséquent, les approches d'affectation doivent être en mesure de répondre à cette problématique.

Ces véhicules nécessiteraient de nouveaux modes de conduite et de régulation. Par exemple, grâce à leur capacité de communication et de contrôle de leur trajectoire, ils peuvent s'autoorganiser dans des zones de conflit, sans avoir besoin de feux de signalisation ou de panneaux de priorité [150]. Ils déterminent la séquence de passage (qui passe en premier, en second, etc.) et adaptent leur vitesse en conséquence. Une communauté scientifique très active travaille sur ce mode de régulation généralement appelé "système de gestion d'intersection autonome". En plus de l'intersection autonome, d'autres systèmes de conduite sont envisageables, tels que les pelotons coopératifs, les systèmes courtois d'insertion, les voies adaptatives, etc.

Cette multiplicité de systèmes nécessiterait soit de nouveaux modèles macroscopiques de trafic, soit l'utilisation de modèles microscopiques. La deuxième option semble mieux adaptée pour tenir compte de la diversité des objectifs des usagers de la route, notamment dans le cadre de la circulation mixte : conducteurs humains avec système de navigation, conducteurs humains connaissant bien la route, navettes autonomes, transport de marchandises optimisé, etc. De plus, l'utilisation de modèles microscopiques pourrait nous permettre d'aborder la problématique de la recherche de l'équilibre entre la diversité des itinéraires équitables et les coûts induits par les conflits. Il convient néanmoins

de rappeler que l'utilisation de modèles microscopiques de trafic est coûteuse en termes de ressources et de temps de calcul.

De plus, les nouveaux usages du véhicule autonome et connecté ainsi que les systèmes de régulation associés remettront certainement en question les approches actuelles de l'affectation du trafic. Ces véhicules devront être capables de planifier leur itinéraire en temps réel en fonction des demandes reçues et de communiquer leur heure d'arrivée estimée de la manière la plus précise possible. Bien que l'hypothèse de l'équilibre de Wardrop ne permette pas une rationalisation parfaite des usages du véhicule⁴ [151], elle reste néanmoins souhaitable pour des raisons d'équité. En effet, il semble évident qu'aucun usager ne souhaite prendre un service de navette qui prendra significativement plus de temps que d'autres navettes, sans compensation financière. Cependant, les techniques actuelles d'affectation du trafic ne permettent pas de planifier les itinéraires en temps réel. De plus, les temps de calcul augmentent lorsque l'on prend en compte les détails du comportement du véhicule et de la régulation du trafic, à travers des modèles microscopiques.

2.5.3/ PRÉPARER L'AFFECTATION DU TRAFIC DE DEMAIN : SYSTÈMES MULTI-AGENTS

Toutes ces évolutions exigent un changement de paradigme. En effet, l'adoption de la simulation microscopique apparaît non seulement nécessaire pour observer les phénomènes ponctuels et locaux, ainsi que pour les contrôler, mais aussi pour prendre en compte les répercussions des avancées technologiques sur le comportement de la demande. De plus, il est impératif de réduire le temps de calcul nécessaire pour déterminer des itinéraires équitables, afin de garantir la qualité du service offert aux usagers par les véhicules autonomes et les navettes autonomes. Dans cette optique, l'utilisation de systèmes multi-agents se présente comme une piste prometteuse.

Les systèmes multi-agents ont été employés dans le contexte de l'affectation du trafic [72]. Cependant, leur utilisation constitue une extension des métaheuristiques utilisées pour l'affectation dynamique du trafic, en intégrant également le calcul des horaires de départ et le choix modale⁵[152]. Ici, nous envisageons deux objectifs à leur utilisation. En premier, les systèmes multi-agents permettent de modéliser le comportement de la demande et son interaction, à la fois avec les autres usagers de la route (V2V) et avec l'infrastructure (V2I). En second, ils ouvrent de nouvelles perspectives de recherche en ce qui concerne les comportements de la demande, pour contribuer à réduire le temps de calcul. Le défi ambitieux consiste à définir les comportements des usagers de la route, de l'infrastructure et de leurs interactions, afin de parvenir à des itinéraires équitables voire même

4. L'équilibre de Wardrop engendre un coût social

5. Les approches basées sur les systèmes multi-agents seront discutées dans le chapitre suivant

optimisés⁶. L'enjeu crucial réside dans la réduction du nombre d'itérations nécessaires à cette sélection, idéalement en parvenant à une seule itération. Il est impératif de souligner que ces itérations engendrent des temps de calcul considérables, constituant ainsi un obstacle majeur dans la planification d'itinéraires satisfaisants pour les futurs véhicules autonomes.

2.6/ CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les différentes contributions de la littérature concernant le problème de l'affectation du trafic. Ces contributions ont conduit au développement de modèles éprouvés, largement utilisés dans la pratique pour la planification des transports. Cependant, les méthodes de résolution du problème sont confrontées à des défis en termes de temps et de ressources de calcul, notamment lorsque l'objectif est d'obtenir des mesures précises des temps de parcours et de tenir compte en détail de la dynamique du trafic. Or, les avancées dans les systèmes de transport intelligents et l'avènement des véhicules autonomes et connectés nécessiteront des modèles très détaillés pour obtenir des prévisions de trafic précises et fiables.

L'utilisation des systèmes multi-agents pour la simulation et la prévision du trafic apparaît comme une piste prometteuse. Notre objectif ultérieur est de les mettre en œuvre afin de définir de nouveaux comportements et interactions entre l'offre et la demande, permettant de réduire considérablement le nombre d'itérations nécessaire pour l'affectation du trafic. L'objectif ambitieux que notre thèse se fixe consiste à définir ces comportements et interactions de manière à ce que le calcul d'itinéraires puisse être effectué en une seule itération. Par conséquent, le chapitre suivant traitera de l'exploitation des systèmes multi-agents pour la simulation et la prévision dans le cadre de l'affectation du trafic.

6. Il est important de noter que la modélisation macroscopique aboutit à une seule solution à l'équilibre, mais que l'équilibre dynamique des usagers peut entraîner plusieurs solutions possibles. L'objectif ultime est de choisir la meilleure solution parmi ces équilibres

APPROCHES AGENTS POUR L'AFFECTATION DU TRAFIC

Sommaire

3.1	Introduction	46
3.2	Affectation dynamique à base d'agent	47
3.2.1	Bref rappel de la modélisation multi-agents	47
3.2.1.1	Système multi-agents	48
3.2.1.2	Agents	49
3.2.1.3	Caractéristiques des agents	51
3.2.2	Agent apprenant pour l'affectation du trafic	52
3.2.2.1	Architecture de la composante de décision des agents conducteurs	54
3.2.2.2	Approche multi-agents pour la résolution du problème de l'affectation du trafic	56
3.2.3	Discussion	58
3.3	Navigation en Nuage et V2X : Agents connectés pour le calcul d'itinéraire	59
3.3.1	Architecture générale	60
3.3.2	Conception des systèmes multi-agent pour le calcul des itinéraires	62
3.3.3	Systèmes multi-agents proposés	64
3.3.3.1	Approche à base de recherche du plus court chemin en nuage (<i>PCCN</i>)	65
3.3.3.2	Approche à base d'agents contents-mécontents (<i>ACM</i>)	67
3.3.3.3	Approche à base d'agent Nuage intelligent (<i>ANI</i>)	69
3.3.3.4	Approche à base de réservation de nœuds : Mixed Node Reservation (<i>MNR</i>)	71
3.4	Conclusion	79

3.1/ INTRODUCTION

Les évolutions technologiques dans le domaine du transport requièrent l'adaptation des approches classiques de modélisation et de résolution du problème de l'affectation du trafic. Plusieurs technologies nous incombent à distinguer chaque entité du système de transport, comme les systèmes de signalisation adaptatifs et les systèmes de navigation participative embarqués dans les véhicules. Que ce soient les modèles de l'offre ou ceux de la demande, ils doivent avoir une granularité fine et descendre à l'échelle des systèmes connectés qui équipent les véhicules et les routes. Aussi, avec l'avènement des véhicules autonomes et connectés, il devient essentiel de définir des comportements et des interactions entre eux et avec leur environnement, afin de leur permettre de desservir les usagers d'une manière à la fois efficace et équitable.

L'utilisation des approches actuelles de l'affectation du trafic nécessite plusieurs itérations pour aboutir à des itinéraires, équitables ou du moins satisfaisants 2.4. Néanmoins, Les véhicules autonomes et connectés doivent être capables de s'autoorganiser et de décider de leurs itinéraires en temps réel selon l'état du trafic. Une solution pour parvenir à répondre à ses exigences est l'utilisation des systèmes multi-agents pour modéliser, simuler et affecter le trafic. L'objectif est ainsi de déterminer le comportement des agents et leurs interactions qui peuvent fournir des itinéraires de qualité en temps-réel.

Les systèmes multi-agents ont d'ores et déjà été déployés pour l'affectation du trafic. A l'instar des approches classiques, les techniques exploitées nécessitent de nombreuses itérations, comme les techniques d'apprentissage multi-agents ou de recherche basée sur la population. Les interactions supposées pour la prise de décision sont très limitées. Plusieurs systèmes multi-agent testés dans la thèse s'inspirent de la littérature. Ce chapitre présentera trois d'entre eux. Nous proposerons aussi un système multi-agent original à base de réservation de nœud.

Ce chapitre vise à explorer les approches basées sur des agents pour l'affectation dynamique du trafic. Il se structure comme suit : la prochaine section (3.2) rappelle les principaux concepts relatifs à la modélisation et leur application dans l'affectation dynamique et explique. Ensuite, la section 3.3 se penche en détail sur les défis soulevés et présente notre contribution ont décrivant les différentes approches à base d'agents que nous avons proposées. Enfin, le chapitre se conclut par un rappel de principales caractéristiques des approches proposées 3.4.

3.2/ AFFECTATION DYNAMIQUE À BASE D'AGENT

Les modèles basés sur des agents, par définition, impliquent un système composé de plusieurs entités évoluant dans un environnement défini où elles sont positionnées. La modélisation multi-agent permet de simuler un groupe d'entités autonomes, appelées agents, qui interagissent les uns avec les autres et avec leur environnement. Ces agents sont pourvus d'attributs et ont la capacité d'agir, de percevoir et de communiquer. Cette approche de modélisation se révèle particulièrement pertinente pour notre problème d'affectation, pour au moins deux raisons évidentes. En premier lieu, le domaine du transport engendre une multitude d'interactions complexes entre diverses entités, notamment entre les véhicules, les systèmes de régulation et les dispositifs de navigation. Les systèmes multi-agents permettent une modélisation et une simulation efficaces de ces interactions [153, 154, 155]. En second lieu, la complexité inhérente au problème d'affectation du trafic doit être maîtrisée pour obtenir des solutions en temps réel satisfaisantes. Les systèmes multi-agents, en tant que modèle, offrent une modularité qui facilite la gestion de cette complexité. Leur utilisation permet de décomposer le problème d'affectation en sous-problèmes, en attribuant par exemple différents types d'agents à chaque composante, dans le but de répartir équitablement la complexité initiale. Avant d'entrer dans les détails des modèles utilisés dans le cadre de cette thèse, cette section a pour objectif de donner une brève introduction aux systèmes multi-agents et de rappeler comment ils sont appliqués au problème de l'affectation du trafic.

3.2.1/ BREF RAPPEL DE LA MODÉLISATION MULTI-AGENTS

La modélisation multi-agent est une approche qui consiste à représenter un système complexe sous la forme d'un ensemble d'agents interagissant les uns avec les autres dans un environnement commun. Les systèmes multi-agents se situent à l'intersection de deux domaines majeurs de l'informatique : l'informatique distribuée et l'intelligence artificielle. De plus, ces systèmes ont été fortement influencés par les recherches issues d'autres disciplines telles que la sociologie, les sciences cognitives, la physique statistique et la physique des systèmes complexes [156]. La modélisation multi-agent a trouvé de nombreuses applications dans divers domaines, notamment l'épidémiologie [157, 158], l'urbanisme [159], la biologie [160], la sécurité [161], et l'énergie [162]. Elle a été déployée dans une multitude de contextes, que ce soit pour la conception de systèmes impliquant la coopération homme-machine [163], la simulation et la commande de systèmes complexes [164, 165, 166], ou la résolution de problèmes difficiles à traiter [167, 168]. Les approches basées sur les agents ont permis la conception de modèles capables d'auto-organisation et ont contribué à améliorer la réactivité des systèmes de décision et à augmenter leur niveau d'autonomie.

3.2.1.1/ SYSTÈME MULTI-AGENTS

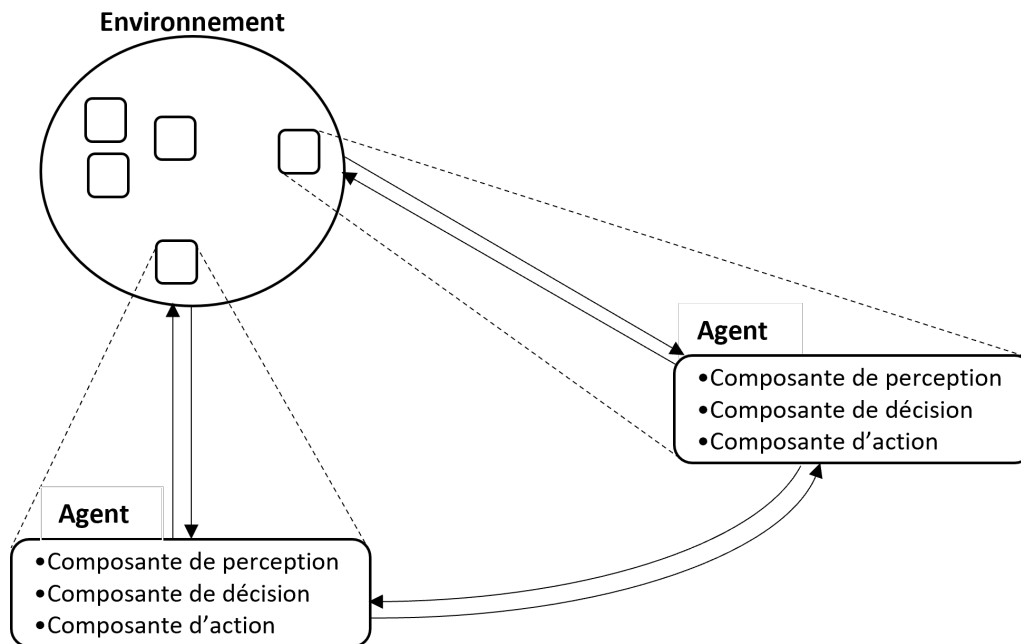


FIGURE 3.1 – Représentation générale d'un système multi-agents

Un système multi-agents peut être défini comme un système composé d'un ensemble d'entités autonomes, appelées agents, situées dans un certain environnement et interagissant selon certaines relations (voir la figure 3.1). Un système multi-agent se compose de [169, 170, 171, 172, 173] :

- Un ensemble d'agents (plus d'un) : Chaque agent est une entité, réelle ou abstraite, percevant et agissant de manière autonome sur son environnement, et capable de percevoir son environnement par le biais de capteurs et d'agir sur cet environnement par le biais d'actionneurs ;
- Un environnement : C'est une entité active qui fournit les conditions d'existence des agents et qui sert de médiateur d'interaction. En outre, elle supporte les moyens de communication (directs ou indirects) et gère l'accès aux ressources et aux différents services fournis aux agents ;
- Des interactions : Elles se réfèrent aux actions réciproques par lesquelles les agents se mettent en relation pour s'influencer, collaborer ou s'organiser. L'interaction peut être réalisée directement via des messages ou des signaux que les agents échangent, ou indirectement en agissant sur l'environnement ;
- Une organisation : Elle se réfère au modèle de coopération qui peut être soit explicite ou émergent, en structurant les agents et en définissant le cadre de leurs interactions et de leurs coordinations. Elle se concrétise par la répartition des tâches et des rôles, la mise en place de systèmes d'autorité, de communication, de contribution et de rétribution.

Il existe plusieurs classifications des systèmes multi-agents selon les choix réalisés lors de la conception de chacune des composantes. Par exemple, l'environnement peut être déterministe ou stochastique, épisodique ou séquentiel, statique ou dynamique et discret ou continu. Nous pouvons aussi classer l'environnement selon la capacité de perception des agents (environnement entièrement ou partiellement observable) ou de leurs états de connaissance (environnement connu, partiellement connu ou inconnu). Pour ne pas encombrer le lecteur avec les différentes taxonomies, nous nous concentrons dans la suite sur le concept de l'agent. Les modalités d'interaction, de communication et d'organisation seront précisées dans la thèse selon le besoin.

3.2.1.2/ AGENTS

L'agent est le concept central dans les systèmes multi-agents. Du fait de nombreuses études impliquant ce concept, il existe plusieurs définitions de l'agent dans la littérature [174]. Nous proposons la définition suivante :

Définition 3 : Agent

Un agent est toute entité, réelle ou abstraite, capable de percevoir son environnement par le biais de capteurs et d'agir sur cet environnement par le biais d'actionneurs.

Cette définition trace l'architecture minimale d'un agent. La figure 3.2 représente l'agent donné par cette définition. Dans cette figure, nous trouvons les composantes de perception (capteurs) et d'exécution (actionneurs) de l'agent. La complexité de la composante de décision¹ qui lie les perceptions aux actions diffère selon le type d'agent considéré. Cette composante est représentée dans cette figure par un point d'interrogation.

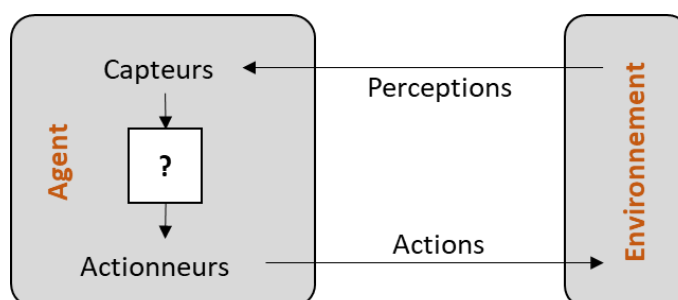


FIGURE 3.2 – Interaction des agents avec l'environnement par le biais de capteurs et d'actionneurs

Il existe dans la littérature plusieurs classifications des agents [172]. Généralement, selon la complexité de la composante de décision, nous distinguons deux grandes familles de systèmes multi-agents [170] : les systèmes d'agents réactifs et les systèmes d'agents cognitifs. Une troisième famille résulte de leur hybridation. Voici leurs descriptions :

1. Cette composante est représentée par le point d'interrogation dans la figure 3.2

— **Système d'agents réactifs :**

Les agents réactifs ont émergé dans les années 1980. Ils se fondent sur l'idée qu'un agent n'a pas nécessairement besoin de disposer d'une représentation complète du monde dans lequel il évolue. Au lieu de cela, il peut agir et développer un comportement sophistiqué sans recourir à des processus cognitifs complexes. Dans ce cadre, l'agent se sert de ses perceptions (c'est-à-dire ses entrées sensorielles) pour interagir avec son environnement. Il réagit en fonction de ces perceptions pour accomplir les actions requises. Ce type de comportement est souvent analogique à un réflexe, dans lequel les actions découlent directement de stimuli spécifiques, sans nécessiter une représentation interne détaillée du monde. La prise de décision de l'agent repose sur une correspondance directe entre la perception et l'action, et ses actions peuvent être exprimées sous forme de règles conditionnelles. À titre d'exemple, ce modèle d'agent est particulièrement adapté pour simuler des systèmes complexes d'insectes, tels que les colonies de fourmis[175]. Dans un autre contexte, comme la simulation du trafic routier, il peut être utilisé pour modéliser le comportement d'un véhicule suiveur qui accélère, maintient sa vitesse et freine seulement en fonction de sa perception instantanée de l'obstacle frontal (voir la section 2.2.2.2).

— **Système d'agents cognitifs[176] :**

À la différence des agents réactifs, les agents cognitifs possèdent une structure interne plus complexe qui leur confère la capacité de raisonner, de prendre des décisions, et de disposer d'une mémoire. Le comportement de ce type d'agent est influencé par ses intentions, qui correspondent aux objectifs qu'il cherche à atteindre, ainsi que par son interprétation de l'environnement [177, 178]. En conséquence, ces agents se distinguent par leur autonomie vis-à-vis des stimuli [179], étant capables d'interpréter leur environnement et de poursuivre des objectifs. Plusieurs architectures d'agents cognitifs existent. La plus répandue est celle présentée dans [180, 181]. Elle est appelée *BDI* (Belief Desire Intention, c'est-à-dire Croyance, Désir, Intention en français). Cette architecture vise à élaborer un processus décisionnel basé sur les concepts de croyance (représentation de l'agent du monde), de désir (ses objectifs), et d'intention (les actions qu'il s'engage à accomplir). Les agents *BDI* sont considérés comme des agents délibératifs. Divers développements ont été réalisés pour doter ces agents de capacité d'apprentissage [182, 183]. De nombreuses architectures d'agents cognitifs sont présentées dans la littérature comme l'architecture de Soar [184, 185, 186], ACT-R [187], ICARUS [188] et CLARION [189], pour n'en citer que quelques-unes.

— **Système d'agents hybrides :**

Dans la pratique, il est souvent nécessaire de recourir à des systèmes multi-agents hybrides. Selon les ressources disponibles, le système étudié ou le problème à résoudre, l'hybridation peut s'avérer une solution intéressante. L'hybridation prend

deux formes distinctes. Elle peut être mise en œuvre au niveau de l'agent, où celui-ci est doté de composants réactifs et cognitifs pour assurer une adaptation plus robuste. Par exemple, dans le contexte de la simulation du trafic, un véhicule qui planifie un changement de voie doit anticiper le comportement des véhicules environnants et évaluer les avantages potentiels de cette action, tout en évitant les collisions avec l'obstacle frontal grâce à une loi de poursuite basique. Les architectures en couches sont celles généralement adoptées pour l'agent hybride [190], en s'inspirant de la machine de Turing. Celle-ci possède trois couches qui opèrent d'une manière concurrente [191] : couches à base de reflexe, de planification et de modélisation. L'hybridation peut également être déployée au niveau d'un système multi-agents hétérogène [192], où des agents cognitifs interagissent avec des agents réactifs dans le même environnement.

Une classification plus fine selon la complexité de la composante décisionnelle est donnée dans [193] et rappelée brièvement dans le tableau 3.1 selon les fonctions cognitives.

Fonction cognitive	Objectif	Niveau
Métacognitif et conscience de soi	Modélisation des états mentaux des agents, y compris ses propres états mentaux, sur la base du concept de la conscience de "soi"	Plus élevé
Réfléchi	Modélisation interne de l'environnement et du comportement des entités et des objets qui s'y trouvent	Élevé
Délibératif	Raisonnement, planification, exploration et prise de décision	Moyen
Réactif ou adaptatif	Formes sous-cognitives d'apprentissage et d'adaptation	Faible
Réflexif	Réponses comportementales préprogrammées	Faible

TABLE 3.1 – Hiérarchie des architectures cognitive [193]

3.2.1.3/ CARACTÉRISTIQUES DES AGENTS

Malgré les différences des fonctions cognitives des agents, ils partagent tous des caractéristiques communes qui les distinguent d'un simple programme informatique ou d'un objet. Ces caractéristiques sont les suivantes :

- **Autonome** : L'autonomie d'un agent se réfère à sa capacité à prendre des décisions et à *agir en fonction de ses propres règles*, de ses connaissances ou de ses objectifs. Cette autonomie peut varier, allant d'une complète indépendance (comme celle d'un agent cognitif) à une autonomie contrainte par des règles ou des limites prédéfinies, qui dictent sa réponse à des stimuli ou à des conditions spécifiques (comme c'est le cas pour un agent réactif). Il est important de noter

que l'autonomie est un aspect crucial de la définition des agents, car elle les distingue des entités purement contrôlées de manière externe. Pour en savoir plus sur ce concept, il est recommandé au lecteur de consulter [194].

- **Rationnel** : La rationalité d'un agent se manifeste par sa capacité à agir de manière appropriée par rapport à son environnement. Dans le cas des agents réactifs, la rationalité est essentiellement déterminée par un ensemble prédéfini de règles-actions qui doivent être conçues d'une manière rationnelle. En revanche, les agents délibératifs sont en mesure de prendre des décisions pour atteindre des objectifs spécifiques, voire pour maximiser une mesure de performance donnée. La rationalité est un principe fondamental dans la conception des agents, car elle garantit que leurs actions sont cohérentes et adaptées aux circonstances.
- **Actif/proactif** : Les agents sont actifs dans le sens où ils sont capables d'agir dans des délais requis sur leur environnement. De plus, les agents les plus évolués sont dotés de capacité proactive leur permettant d'anticiper les changements ou les opportunités dans leur environnement et de prendre des initiatives au moment opportun. Cette capacité à être actif, voire proactif, distingue les agents des entités passives telles que les objets. Elle leur permet de fonctionner efficacement dans des environnements dynamiques et complexes.
- **Social** : Les agents sont capables d'interagir avec d'autres agents lorsque cela est nécessaire pour accomplir leurs propres tâches ou pour soutenir d'autres agents dans la réalisation de leurs objectifs. Cette capacité à communiquer et à coopérer avec d'autres entités est essentielle dans de nombreux environnements comme dans le cas où les agents travaillent ensemble pour résoudre des problèmes complexes.

Les caractéristiques des agents jouent un rôle central dans la conception des systèmes basés sur des agents. Ces caractéristiques sont cruciales pour la modélisation de comportements des entités autonomes et réactifs, que ce soit dans des systèmes informatiques ou dans des contextes du monde réel. Elles ont ouvert la voie à une variété d'applications, comme la robotique, la gestion de systèmes complexes et la résolution de problèmes collaboratifs. La modélisation à base d'agents qui sera déployée dans cette thèse, respectera les caractéristiques énoncées précédemment, à l'instar des travaux de la littérature. Ces travaux seront décrits dans la section suivante.

3.2.2/ AGENT APPRENANT POUR L'AFFECTATION DU TRAFIC

Les systèmes de transport s'apprentent bien à la modélisation à base d'agents. Ils sont composés d'entités autonomes (Conducteurs, piétons, systèmes de signalisation, système de navigation, cloud,...) et répartis géographiquement. Ces entités évoluent dans un environnement dynamique et changeant. L'application de la modélisation à base

d'agents au problème de l'affectation date de plus d'une vingtaine d'années [195]. Les travaux [196, 197] présentent deux plateformes de simulation microscopique du trafic à base d'agents capables d'affecter dynamiquement le trafic. Ces plateformes sont respectivement *SPSS – DTA* (Systolic Parallel Simulation System for Dynamic Traffic Assignment) et *DRACULA* (Dynamic Route Assignment Combining User Learning and micro simulation). Dans cette dernière, l'agent BDI a été explicitement utilisé pour modéliser le comportement du conducteur. L'agent BDI a aussi été déployé dans [198], pour modéliser le comportement des conducteurs lorsqu'ils reçoivent l'information sur l'état du trafic. Cette modélisation est basée sur des enquêtes réalisées sur 171 participants [199]. Dans [200, 201], l'auteur utilise la modélisation à base d'agents pour simuler le comportement des conducteurs équipés par les systèmes d'information de trafic en temps-réel (ex. radio et système de navigation). Cet ensemble de travaux, ont mis les bases de l'architecture des agents utilisés dans le cadre de l'affectation du trafic. Plusieurs agents ont été déployés dès les premiers travaux. Nous pouvons les résumer comme suit :

- Agent usager de la route : C'est l'agent qui utilise la route pour se déplacer selon ses motivations. Étant donné que le sujet principal de cette thèse porte sur l'affectation du trafic des véhicules, dans la suite de cette thèse, nous le désignons sous le terme "agent conducteur". Cet agent peut être humain ou logiciel dans le cadre du véhicule autonome.
- Agent *ITS* (Intelligent Transportation Systems) : Il s'agit des agents représentent les systèmes de transport intelligents, en particulier les systèmes d'information avancés d'aide aux voyageurs. Ils interagissent directement avec le conducteur pour lui signaler les zones de congestion, fournir des estimations de temps de trajet, ou simplement indiquer l'itinéraire le plus court. Leur autorité est partielle, dans la mesure où seulement une proportion donnée de conducteurs leur obéisse.
- Agent de contrôle : Cet agent vise à modéliser les dispositifs de contrôle du trafic, comme les feux de signalisation et les panneaux de stop, et à les optimiser [153, 202, 203]. Cet agent exerce une certaine autorité sur "l'agent conducteur", notamment en le forçant à s'arrêter.

Bien que les agents *ITS* et les agents de contrôle du trafic puissent jouer un rôle important dans l'amélioration de la fluidité du trafic, les décisions concernant les itinéraires sont prises en définitif au niveau de l'agent conducteur . Par conséquent, de nombreuses recherches ont été menées pour élaborer une architecture appropriée permettant à l'agent conducteur de résoudre le problème d'affectation du trafic en utilisant des simulations multi-agents. Une partie conséquente de ces travaux relègent les *ITS* et le contrôle du trafic au rôles de simples constituants de l'environnement, à savoir qu'ils ne sont pas considérés comme étant des agents.

3.2.2.1/ ARCHITECTURE DE LA COMPOSANTE DE DÉCISION DES AGENTS CONDUCTEURS

Les travaux présentés dans [200, 201] ont le mérite d'avoir dressé une architecture d'agent avec une composante de décision à deux couches (voir les agents hybrides). Une couche tactique et une couche stratégique. La couche tactique est dédiée à la tâche de conduite. Cette couche est utilisée dans la majorité des travaux pour simuler le trafic, à base de simulation microscopique [196, 197] ou mésoscopique [201]. Ces simulations permettent aux agents conducteurs d'évaluer leur temps de parcours. Dans la suite de la thèse, à l'exception dans le cadre de régulation coopérative, cette couche ne sera pas développée. En effet, elle ne fait pas l'objet du sujet de thèse.

La couche stratégique est plutôt dédiée au choix de l'itinéraire. Cette couche est dotée d'apprentissage. Bien que l'agent *BDI* utilisé dans les premiers travaux ne soit pas spécialement conçu pour intégrer l'apprentissage, à chaque tour complet de simulation, les croyances de l'agent *BDI* sont mises à jour. Plus précisément, l'environnement dans lequel évoluent les agents conducteurs est dynamique et n'est que partiellement connu. L'agent conducteur peut connaître a priori le réseau routier sous la forme d'un graphe orienté, les distances des tronçons qui lient les sommets du graphe et les vitesses à vide. Il ignore par contre les temps de parcours effectifs qui dépendent des choix des autres agents (voir la section 2.2.1.3). C'est seulement en parcourant le réseau qu'il découvre les temps de parcours associés aux tronçons. Il devra probablement changer d'itinéraire et découvrir de nouveau les temps de parcours. Ainsi, à l'instar des approches classiques d'affectation dynamique du trafic, plusieurs itérations de simulations sont nécessaires pour que l'agent explore le réseau et ajuste son itinéraire à partir des expériences réalisées sur le terrain.

Des contributions plus récentes ont permis d'affiner cette approche, en détaillant la composante de décision de l'agent conducteur. L'agent conducteur est un agent doté de capacité d'apprentissage. Le schéma général de la composante de décision est présenté dans la figure 3.3. Ce schéma s'inspire de l'agent apprenant d'une manière générale proposé dans [172]. La composante de décision est elle-même composée de deux composantes :

- Composante à base d'utilité (voir figure 3.3-a) : Plus précisément, c'est un agent à base d'utilité, comme décrit dans [172], qui est équipé d'un modèle lui permettant d'analyser la situation actuelle et d'envisager des scénarios d'actions futurs. À l'aide du modèle et de la mesure de l'utilité, il peut évaluer son niveau de satisfaction en fonction de ses choix d'actions.
- Composante d'apprentissage (voir figure 3.3-b) : Selon un standard de performance, la critique mesure le niveau de succès réalisé par l'agent à base d'utilité (Élément de performance). L'élément d'apprentissage améliore chaque sous-composante de la composante à base de l'utilité, y compris le modèle, le calcul de l'utilité, et le choix d'action, en fonction des retours d'expérience fournis par

le critique. Le générateur de problème détermine la phase d'apprentissage. Par exemple, en cas de nécessité, il permet à l'agent l'expérimentation et l'exploration des actions, même si ceci risque de réduire sa performance.

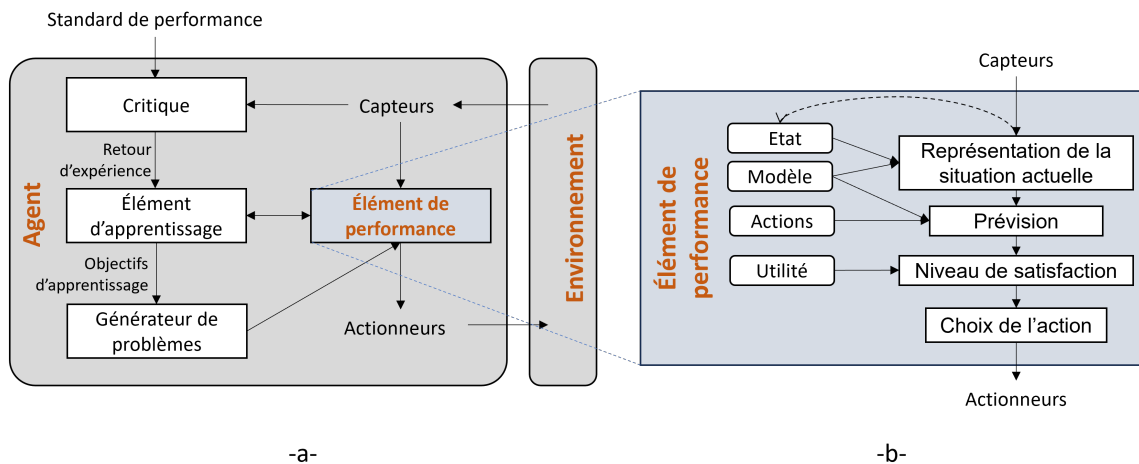


FIGURE 3.3 – Schéma général de l'agent apprenant : a- détail de la composante d'apprentissage, b- détail de la composante à base d'utilité

Pour illustrer l'interaction entre ces deux composantes, prenons l'exemple suivant : Lorsque l'agent conducteur doit choisir son itinéraire, il se comporte comme un agent à base d'utilité. À l'aide du modèle de l'environnement, il est en mesure d'évaluer les différentes options disponibles (prévision). Sa décision finale (choix d'action) est guidée par l'utilité qu'il en tire de l'action (ex. gain de temps de parcours). Plus précisément, il est en mesure d'anticiper le niveau de satisfaction qu'il obtiendrait par son choix. À chaque intersection, il sélectionne le tronçon approprié en se basant sur l'itinéraire choisi et sur sa connaissance de sa propre position (représentation de la situation actuelle)². Une fois que l'agent a terminé de suivre l'itinéraire choisi, la composante d'apprentissage entre en jeu. Le critique évalue le retour d'expérience, et l'élément d'apprentissage ajuste les estimations des temps de trajet pour chaque tronçon du modèle de l'environnement. Enfin, le générateur de problème modifie les probabilités associées aux itinéraires en fonction de la phase d'apprentissage spécifique à l'agent conducteur. Par exemple, la probabilité de changer d'itinéraire diminue progressivement à mesure que l'agent explore l'espace des solutions. Une fois que toutes les composantes de l'élément de performance ont été mises à jour, le cycle recommence, avec le lancement d'une nouvelle simulation de conduite.

2. L'agent conducteur peut aussi modifier son itinéraire en cours de route, au niveau d'une intersection, après avoir été informé sur une congestion sur l'itinéraire initial

3.2.2.2/ APPROCHE MULTI-AGENTS POUR LA RÉOLUTION DU PROBLÈME DE L'AFFECTATION DU TRAFIC

L'exemple précédent résume le fonctionnement général de l'architecture de l'agent conducteur qu'on trouve dans les travaux de la littérature. Une large partie de ces travaux s'inspire des résultats relatifs à la théorie du jeu. En effet, plusieurs travaux dans ce domaine ont proposé des algorithmes itératifs à base d'agents apprenants, afin d'atteindre l'équilibre des joueurs. La structure générale de ces algorithmes est comme suit [204] :

- **Étape 1** : Le jeu se lance pour l'ensemble des joueurs. Lors du lancement, le joueur choisit une stratégie de référence.
- **Étape 2** : Une fois le jeu terminé, l'agent évalue sa stratégie et ajuste en fonction la probabilité des choix de stratégie en fonction du retour d'expérience et/ou de sa phase d'apprentissage.
- **Étape 3** : Si le critère d'arrêt n'est pas vérifié revenir à l'**Étape 1**.

Malgré leur similitude, ces algorithmes diffèrent principalement selon :

- **L'équilibre considéré** : Nous trouvons généralement plusieurs catégories d'équilibre traitées, en particulier l'équilibre de Nash et l'équilibre corrélé [204, 205]³. L'équilibre de Nash converge vers l'équilibre de Wardrop lorsque le nombre d'utilisateurs devient important [206]. C'est le cas de l'affectation du trafic. La recherche des équilibres alternatifs vise à atteindre l'équilibre d'une manière plus efficace⁴[205].
- **Phases d'apprentissage/humeurs des agents** : Les phases d'apprentissage des agents sont généralement définies selon leur niveau de satisfaction. Dans la littérature concernée, le niveau de satisfaction est exprimé sous la forme de l'humeur de l'agent. Le niveau de satisfaction d'un agent est calculé en fonction de la différence entre l'utilité obtenue avec la stratégie choisie et les utilités des stratégies alternatives. Les agents peuvent se trouver tous dans la même phase d'apprentissage [205] sinon chaque agent expérimente différemment ses phases d'apprentissage en fonction de son niveau de satisfaction. Dans [204], l'agent a deux niveaux de satisfactions, satisfait de son choix ou dans le regret de n'avoir pas pris une stratégie alternative. Dans [208], les agents ont quatre niveaux de satisfaction associés aux humeurs suivantes : mécontent, attentif, plein d'espoir et content. Un seuil est défini pour passer de l'état attentif (resp. Plein d'espoir) à mécontent (resp. Content). Dans [205], les auteurs distinguent l'humeur dès la phase d'apprentissage. Ils définissent trois phases d'apprentissages : l'évaluation de la stratégie de base, essais des stratégies et acceptation. Tous les agents se trouvent dans la même phase. Ces trois phases se déroulent d'une manière séquentielle. Dans les phases d'essais et d'acceptation, les agents peuvent être

3. L'équilibre de Nash est un cas particulier de l'équilibre corrélé

4. Pour plus de détails sur l'équilibre corrélé nous invitons le lecteur à lire [207, 204]

soit content ou mécontents.

- Probabilité de choix des actions (stratégie) : Le choix des actions est probabiliste. L'agent a le choix de maintenir l'action précédente ou de choisir des actions alternatives. Les probabilités de choisir les différentes options qui s'offrent à lui peuvent dépendre, selon les différents travaux de la littérature, de son humeur, de sa phase d'apprentissage ou seulement des utilités mesurées. Les fonctions de distribution de probabilité sont différentes selon les algorithmes choisis. Dans [208], la probabilité du choix d'action est calculée à partir de la mesure du regret de l'agent. Son regret est exprimé sous la forme de la différence entre les moyennes des utilités des stratégies alternatives et de la stratégie adoptée⁵. Dans [205], lorsque l'agent est mécontent dans la phase d'essais, il donne la même probabilité à toutes les stratégies disponibles tandis que s'il est content, la probabilité de quitter sa stratégie est une constante faible prédéfinie. Dans [72, 209], les fonctions de distributions de probabilités dépendent de l'évaluation de l'utilité. Dans [72], les auteurs conseillent l'utilisation de l'approche de basculement sous une forme exponentielle de l'utilité⁶, au lieu d'utiliser directement le modèle logit. Dans [209], la probabilité est simplement proportionnelle à l'écart (voir l'équation 2.21). Pour améliorer la convergence de l'apprentissage (convergence de l'apprentissage), les temps de parcours utilisés dans la formule de l'écart sont mixés en utilisant la loi de distribution de Weibull.

Notons que le problème de l'affectation dynamique à base de systèmes multi-agents reste un problème ouvert où de nombreuses contributions sont attendues. Ainsi, malgré les similitudes entre les approches, il n'existe pas d'approche standardisée. D'autres différences existent dans la littérature au sujet du critère de convergence et des modèles de prévision du temps de parcours.

Aussi les algorithmes itératifs classiques sont substitués par d'autres algorithmes d'intelligence artificielle. Dans [210], ils sont remplacés par des algorithmes évolutionnistes. Plus précisément, les agents disposent d'une population de plans qui co-évoluent, en parallèle. C'est l'approche adoptée par MATSim [72]. Dans MATSim, le plan de l'agent ne se limite pas au calcul de l'itinéraire. Il s'étend au choix des activités (chaîne de déplacement) et au calcul des temps de départ opportuns. L'algorithme 6 donne un aperçu sur la recherche co-évolutive basée sur la population présentée par les auteurs de MATSim. Dans cet algorithme, plusieurs agents voyageurs évoluent simultanément ; une population d'agents où chaque agent dispose d'une population de plans. Une autre approche intéressante est proposée par l'article [211]. Elle est à base d'apprentissage par renforcement multi-agents. Néanmoins, les expérimentations présentées évaluent le temps de parcours en utilisant un modèle macroscopique.

5. Lorsque la différence est négative, le regret est nul.

6. voir les équations 47.6 et 47.7 page 324, dans [72]

Algorithm 6 Recherche Co-évolutive basée sur la population

1. **Initialisation** : Générer au moins un plan pour chaque agent.
 2. **Itérations** : Répétition de ces opérations suivantes en plusieurs fois.
 - Sélection/Choix : Sélectionner l'un des plans pour chaque agent.
 - Évaluation : Obtenir une note pour le plan sélectionné de chaque agent en exécutant tous les plans sélectionnés simultanément dans une simulation et en attribuant une mesure de performance à chaque plan exécuté.
 - Génération de nouveaux plans (innovation)/Génération d'ensemble de choix : Pour certains des agents, générer de nouveaux plans ; par exemple, en tant que "meilleures réponses" ou en tant que mutations des plans existants (par exemple, de légères modifications des heures de départ).
-

3.2.3/ DISCUSSION

La modélisation multi-agent est bien adaptée à la simulation et à la résolution des problèmes de transport. Ceci a motivé plusieurs recherches sur la planification et la régulation des systèmes de transport. Dans le domaine de l'affectation du trafic, la modélisation multi-agent avait comme ambition d'intégrer les dispositifs d'information du trafic. Des études ont été menées pour la modélisation du comportement des conducteurs face aux informations du trafic. Les premiers modèles des conducteurs étaient sous la forme d'agents *BDI*. La nature du problème qui s'apparente aux problèmes de recherche de l'équilibre de Nash, a doté ses agents, d'une fonction d'utilité et d'une composante d'apprentissage, à travers des algorithmes itératifs. La modélisation du conducteur à base d'agent a permis d'étendre le problème de l'affectation en prenant en compte les chaînes de déplacement et le choix des horaires de départ. Aussi, cette modélisation a facilité l'exploitation des processeurs multicœurs pour paralléliser les algorithmes de résolution, en faisant évoluer simultanément plusieurs plans (chaînes de déplacement, itinéraires et horaires de départ) [212]. Enfin, des perspectives d'intégration de la dimension sociale ont été abordées [213, 214] et les différentes contraintes comme celles relatives aux places de parking [215]. Néanmoins, la procédure de résolution du problème de l'affectation dynamique reste sensiblement la même que celle présentée dans le chapitre précédent. Plus précisément, plusieurs itérations de la simulation mésoscopique ou microscopique sont nécessaires pour déterminer des trajets satisfaisants.

Il est important de souligner que les systèmes multi-agents ne sont pas pleinement exploités dans le cadre de l'affectation du trafic. En effet, bien que la prise en compte des systèmes d'information soit introduite relativement tôt, ces systèmes n'ont pas été modélisés pour améliorer la décision des agents conducteurs. Les systèmes multi-agents utilisés se résument à des agents conducteurs apprenant qui interagissent sans communication directe dans un environnement partiellement connu. A chaque itération de simulation, ces agents sont réduits à s'éviter pour découvrir les temps de parcours en toute sécurité. Or, la modélisation à base d'agents offre un potentiel important d'interaction possible, avec des communications directes et indirectes et une organisation (voir section 3.2.1.1) .

Actuellement, des applications de navigation participative sont largement utilisées. Aussi, la connectivité des véhicules *V2X* nous pousse à intégrer de nouveaux services. Actuellement, il est possible qu'un feu de signalisation interagisse avec les véhicules pour leur indiquer le temps opportun et leur permettre de passer au vert et d'éviter les arrêts inutiles [216]. Des simulations montrent un gain de temps de trajet d'environ 5% à l'aide du système *s - GLOSA* (single segment- Green Light Optimized Speed Advisory)[217] . D'une manière générale, la modélisation multi-agent permet de considérer des agents, des intersections entre ces agents au niveau des routes, des intersections et des nuages qui communiquent directement avec les agents conducteurs pour les aider à optimiser à la fois leur trajectoire et leur trajet. Dans la suite de cette thèse nous allons nous atteler à exploiter ce potentiel, tout en nous limitant au calcul d'itinéraire (trajet). La suite de ce chapitre explorera les services dans les nuages.

3.3/ NAVIGATION EN NUAGE ET V2X : AGENTS CONNECTÉS POUR LE CALCUL D'ITINÉRAIRE

Les services en nuage ont déjà été implémentés pour le calcul d'itinéraire et sont maintenant largement accessibles. Leur influence se fait déjà sentir dans les trajets quotidiens en raison des informations précieuses qu'ils fournissent, notamment sur l'état du trafic, les dangers routiers, les points de recharge, les stations-service, les limites de vitesse, les coûts de déplacement et les itinéraires alternatifs [218, 219]. Ces données sont collectées grâce à la navigation participative, aux divers capteurs et à leur connectivité avec les parties prenantes des services relatives aux infrastructures routières. La connectivité et l'avancement de la conduite autonome vont entraîner une adoption encore plus large de ces services. Par exemple, ils joueront un rôle essentiel dans la gestion des accès aux parkings, notamment avec l'utilisation de valets de parking autonomes [220, 221], ainsi que dans la mise en correspondance des trajets, non seulement pour l'autopartage et le covoiturage, mais également pour la formation de pelotons de véhicules [222, 223].

Dans le contexte du calcul d'itinéraires, les services en nuage peuvent jouer deux rôles essentiels en tant qu'entités autonomes, pour l'amélioration de la navigation. Le premier rôle consiste à fournir des informations aux conducteurs en réponse à leurs requêtes. L'objectif est de les informer sur les conditions de conduite (améliorer leurs connaissances de l'environnement), notamment l'état du trafic, afin de les aider à prendre des décisions éclairées concernant leur itinéraire pendant la simulation. Le deuxième rôle implique que le service en nuage agisse en tant qu'entité capable de guider activement les conducteurs. Dans ce rôle, le service en nuage devient un acteur délibératif. La prise de décision concernant les itinéraires ne repose pas uniquement sur le conducteur, mais également sur le service auquel ce conducteur est connecté. Dans cette perspective, à l'image du conducteur, le service en nuage pourrait développer des capacités d'ap-

prentissage pour améliorer sa performance. Pour remplir ces deux rôles, les services en nuage doivent être en mesure de communiquer non seulement avec les conducteurs, mais aussi avec d'autres systèmes, tels que les systèmes de gestion de la circulation urbaine. La communication inter-systèmes est essentielle pour une mise en œuvre efficace des services de navigation.

Le principal défi posé par les deux rôles potentiels des services en nuage réside dans la nécessité de redéfinir un système multi-agents approprié pour l'affectation dynamique du trafic. Il s'agit de déterminer de manière judicieuse les agents impliqués, leurs interactions ainsi que leurs composantes de perception, de prise de décision et d'action. Comme nous l'avons illustré à travers une revue de la littérature, le problème de l'affectation se révèle être complexe et présente des similitudes avec la recherche de l'équilibre de Nash. Les approches de résolution du problème, qu'ils reposent sur des agents ou non, impliquent de nombreuses itérations de simulation. L'objectif sous-jacent aux nouveaux agents et aux nouvelles interactions qui seront mis en place est de réduire le nombre d'itérations nécessaires, voire d'aboutir rapidement à des itinéraires satisfaisants, tant en termes d'efficacité que d'équité⁷.

3.3.1/ ARCHITECTURE GÉNÉRALE

D'après 3.2.2, nous avons mentionné les catégories d'agents telles que décrites dans la littérature. Dans cette section, nous allons identifier les agents qui caractérisent notre système par la suite, Voici leur description.

Agent conducteur : Chaque agent conducteur doit parcourir un chemin du réseau à partir d'une origine o pour atteindre une destination d . L'origine o et la destination d lui sont affectées initialement. Ils correspondent à deux nœuds du réseau routier pour lesquels au moins un chemin est possible. L'agent conducteur dispose d'un ensemble de paramètres de conduite qui caractérisent son comportement lors de la simulation microscopique. Nous nous intéressons en particulier à sa vitesse désirée qui va caractériser son temps de parcours à vide. Aussi, pendant la simulation microscopique, l'agent conducteur doit respecter la signalisation. Cet agent est capable d'interaction directe avec d'autres agents par envoi et par réception de messages. Nous supposons que ces agents sont équipés de *TCU* (Telecommunication Units) à bord, ce qui lui permet d'exploiter plusieurs canaux de communication : ITS-G5, LTE-V2X, 4G et 5G. Enfin, ce même agent doit minimiser son temps de parcours soit en choisissant le chemin opportun ou en suivant les consignes du service en nuage.

Agent nœud : Cet agent représente les dispositifs *RSU* (RoadSide Unit) connectés à des unités de calculs autonomes sur la route. Il s'agit d'un agent de gestion d'une portion

7. En ce qui concerne l'équité, nous partons du principe qu'aucun utilisateur de véhicule autonome ne prendra un service plus lent que les autres, seulement pour pouvoir optimiser la globalité du trafic, sans aucune compensation financière.

du réseau : une intersection avec les segments adjacents. Ils peuvent avoir plusieurs objectifs comme la gestion des réservations des routes, des accès aux intersections ou la prévision des temps de parcours. Ils sont capable d'interaction directe avec les autres agents, via l'envoi et la réception de messages. Ces agents ont une autorité sur les agents conducteurs, comme pour interdire ou autoriser l'accès à l'intersection. Dans tous les scénarios, ces agents disposent d'au moins une des trois fonctions :

- Génération des agents conducteurs : C'est la fonction de tous les agents nœuds qui sont associés aux nœuds d'origine $o \in O$. Cette fonction consiste à affecter les paires od aux agents conducteurs. Aussi, ils leurs fournissent les informations basiques sur l'environnement (voir les informations sur l'environnement).
- Gestion des conflits : Les agents nœuds doivent gérer les conflits entre les agents conducteurs. Ceci est réalisé à l'aide d'un régulateur du trafic qui peut être sous la forme d'une gestion des priorités (Panneau stop, priorité à droite, cédez le passage), d'une régulation à base des feux tricolores ou d'une intersection coopérative [150].
- Distribution des agents conducteurs : L'agent conducteur arrive aux nœuds avec un chemin choisi. Cette fonction consiste à orienter l'agent conducteur pour choisir en toute sécurité le connecteur qui le conduira à la route suivante.
- Gestion de la sécurité de traversée : Dans la majorité des simulateurs microscopiques, il est possible d'aboutir à des collisions au niveau des connecteurs. Ce phénomène s'accroît lorsque la section suivante est pleine. Pour éviter ce type de comportement susceptible de biaiser les résultats, nous avons explicitement introduit une interaction entre l'agent nœud et l'agent conducteur au niveau des espaces conflictuels et de distribution du trafic. Plus précisément, l'agent nœud envoie une liste ordonnée des obstacles virtuelles que l'agent conducteur doit suivre pour traverser le nœud en toute sécurité. Les obstacles virtuels sont des véhicules prioritaires dans d'autres voies, des véhicules présents sur l'espace conflictuels et le dernier véhicule présent dans la voie de destination. L'agent conducteur doit maintenir une distance de sécurité avec la liste des obstacles, en échangeant avec eux en temps réel. En fonction des positions et des vitesses des obstacles, il calcul son accélération grâce à la fonction de suivi du modèle microscopique.

Il est important de souligner que plusieurs nœuds dans le réseau peuvent accomplir simultanément les fonctions relatives à la gestion des conflits, à la distribution du trafic et à la sécurité. Les agents conducteurs sont générés spécifiquement dans des nœuds particuliers, à savoir ceux avec des demi-degrés intérieurs nuls. Ils sont associés à des agents nœuds qui remplissent la fonction génération du trafic. Les destinations correspondent simplement à des itinéraires qui mènent à des zones vides, ce qui entraîne la disparition des véhicules de la simulation. Par conséquent, il n'y a pas d'agents nœuds associés aux nœuds de destination.

Agent nuage : L'agent nuage établit des connexions avec les autres précédents agents

afin d'acquérir une perception sur l'état de l'environnement. Cette perception lui permet d'agir par la suite, en communiquant avec les autres agents pour les aider dans leurs tâches. Selon le système multi-agent considéré, cet agent peut agir en informant les autres agents sur l'état de l'environnement ou en les guidant dans leur choix d'action.

Information sur l'environnement : L'environnement est initialement (début de simulations) partiellement connu par l'ensemble des agents. Les agents conducteurs et les agents en nuage, connaissent le réseau routier sous la forme d'un graphe orienté $G = (S, A)$, les sens de circulation, le nombre de voies et les distances des tronçons $a \in A$ qui lient deux sommets $s_i, s_j \in S$ du graphe et les vitesses à vide associées. A l'exception des sommets destinations, à chaque sommet $s \in S$ est associé à un agent nœud. Chaque agent nœud connaît les sommets adjacents au sommet correspondant et les arcs qui les lient. Sa connaissance des arcs couvre aussi le sens de circulation, la distance et la vitesse à vide associée.

La connaissance de l'environnement évolue graduellement en fonction des interactions supposées ainsi que la composante d'apprentissage supposée des agents. La manière avec laquelle cette connaissance évolue définit l'efficacité du système multi-agent pour la résolution du problème de l'affectation du trafic. Une discussion des problèmes clés auxquels le système doit affranchir est présentée par la suite.

3.3.2/ CONCEPTION DES SYSTÈMES MULTI-AGENT POUR LE CALCUL DES ITINÉRAIRES

La conception des systèmes multi-agents qui intègrent les phénomènes microscopiques pour la résolution du problème de l'affectation dynamique pose les deux problèmes majeurs suivants :

- Haut niveau de précision et d'exactitude de la prévision des temps de trajet : Ce problème est difficilement solvable quand l'estimation tient compte des phénomènes microscopiques, tels que les dépassements, les insertions, les feux adaptatifs et les interblocages. Les techniques d'estimation utilisées, qu'elles se basent sur l'apprentissage ou sur les modèles du trafic, sont difficilement exploitables pour estimer les temps de trajet avant de les réaliser. En ce qui concerne l'apprentissage, les phénomènes microscopiques font de sorte qu'il peut y avoir des variations importantes entre deux scénarios d'affectation qui sont très proches voire similaires. Par exemple, la position d'arrêt d'un seul véhicule peut être responsable d'une situation d'interblocage. Ainsi, la simulation passe d'un temps de parcours modéré à temps de parcours très important. La méthode des moyennes successives masquera ces phénomènes avec un nombre d'itérations important. En ce qui concerne les modèles de trafic, la simulation microscopique peut infirmer l'hypothèse selon laquelle le temps de parcours est croissant en fonction de la demande. Prenons l'exemple de feux adaptatifs qui régulent le croisement

de deux chemins alternatifs. La réduction du nombre de véhicules sur un chemin augmentera le temps de parcours des véhicules restants (cf. figure 3.4). D'ailleurs, ceci remet en cause l'hypothèse de convexité (voir la section 2.4.1.1).

- Calculs de trajets équitables et efficaces : Le problème soulevé concernant l'estimation du temps de parcours, rend la recherche de l'équilibre dynamique des usagers, intraitable mathématiquement [224, 225]. Pour pallier ce problème, d'autres définitions de l'équilibre comme l'équilibre du trafic de Boston [121] et l'équilibre intégral [226] de la trajectoire, ont été proposés. Néanmoins, ces approches nécessitent la vérification de l'hypothèse généralement admise relative au délai croissant en fonction du flux. Ce problème de traitabilité analytique a aussi poussé plusieurs auteurs à l'utilisation de la fonction de l'écart comme critère de convergence (voir la section 2.4.2.1). Rappelons que dans le cas de l'affectation dynamique, la convergence ne constitue pas nécessairement une preuve d'équilibre. L'enjeu est donc de trouver des solutions satisfaisantes en termes d'équité et d'efficacité. L'équité du service vise à éviter des chemins déséquilibrés où pour la même paire *od* et à la même période de temps, deux véhicules similaires expérimentent des temps de parcours différents. L'efficacité vise à garantir les chemins les moins coûteux possibles. Il est possible d'avoir plusieurs solutions satisfaisantes selon la mesure de l'écart (Equité). Parmi ces solutions, il faut aboutir à celle qui fournit les temps de trajet les plus faibles (Efficacité).

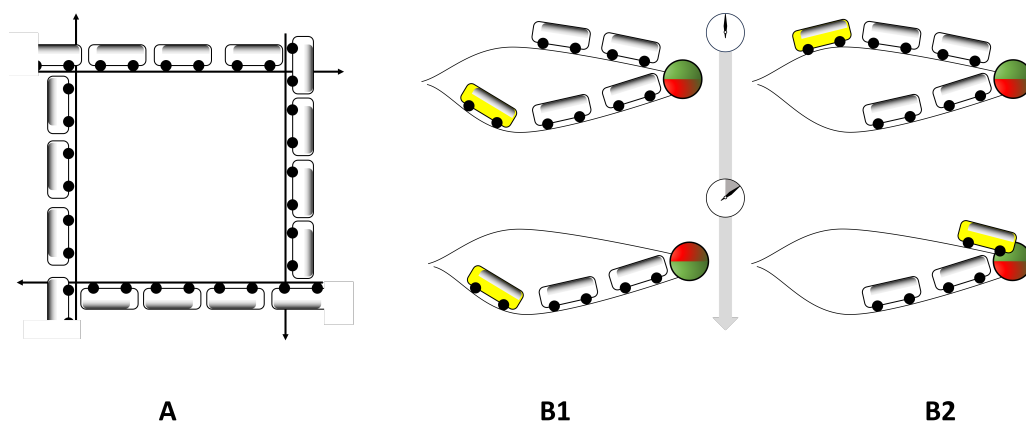


FIGURE 3.4 – Exemples de phénomènes microscopiques : A- Situation d'interblocage ; B-Comparaison des scénarios B1 et B2 : Augmentation du temps de parcours malgré la baisse du nombre de véhicules à cause de l'extention du temps du feu vert

Ces deux problèmes présentent à la fois des défis mais aussi une opportunité. Concernant les défis, rappelons qu'il faudra concevoir une nouvelle approche à base de système multi-agent pour l'affectation du trafic. Nous impliquons dans cette approche de nouveaux agents (agents nœud et l'agent nuage) et de nouvelles interactions et organisations. Le problème de traitabilité analytique, posent la difficulté d'orientation des choix de conception de modèle à base d'agents. Ainsi, pour résoudre cette difficulté, les différents choix de conception du système multi-agent que nous proposons ont été basés es-

sentiellement sur une approche empirique, accompagnée d'une méthodologie de tests (voir section 4.2). Ces tests sont conçus pour explorer les opportunités offertes par les nouvelles technologies *ITS* en vue d'améliorer les conditions de circulation, sans augmenter le temps de trajet de certains usagers (déséquilibre) et sans imposer des taxes supplémentaires [227, 228, 229, 230]. Nous partons du principe que les véhicules autonomes et connectés, ainsi que les applications liées à la gestion du trafic, peuvent être à la source de nouvelles modalités du partage de l'espace commun, à savoir la route. Ces modalités seront à la source de gains significatifs. Cependant, ces modalités sont à définir.

3.3.3/ SYSTÈMES MULTI-AGENTS PROPOSÉS

Ce chapitre présente en premiers les approches inspirées de la littérature. Deux concepts de base qui émanent de la littérature ont conduit les développements réalisés. Ces concepts sont l'évaluation des temps de trajets au niveau des segments et l'apprentissage des agents. Plusieurs systèmes multi-agents ont été testés durant la thèse. Nous présentons les variantes les plus performantes. Selon l'ordre de complexité, ces systèmes sont comme suit :

- **Approche à base de recherche du Plus Court Chemin en Nuage (PCCN)** : Le principe consiste à permettre les véhicules de partager leur expérience de temps de trajets à travers l'agent nuage.
- **Approche à base d'Agents Contents-Mécontents (ACM)** : Les agents apprennent de leur expérience passée, tout en échangeant les données entre eux.
- **Approche à base d'Agents Nuage Intelligent (ANI)** : Selon les états du trafic, l'agent nuage conseille les itinéraires à partir des expériences des agents véhicules.

Aussi, nous présentons une approche originale qui a été inspirée par l'observation des simulations des systèmes inspirés de la littérature. Cette nouvelle approche introduit le concept de la réservation des nœuds. Voici sa brève description :

- **Approche à base de réservation des nœuds (MNR)** : Cette approche consiste à calculer le plus court chemin en considérant l'information la plus précise possible sur le temps de trajet. Pour obtenir cette information, les agents conducteurs nœud et nuage coopèrent.

Il est à noter que nous avons aussi testé d'autres approches telles que celle de la réservation de segment décrite dans [231, 232]. De plus, nous avons testé des approches à base de population telle que celle préconisée dans [233], où chaque agent dispose de plusieurs stratégies (plus court chemin, temps d'arrêt dans un segment et réservation des segments). Néanmoins, ces approches n'ont pas fourni de résultats concluants, ce qui ne justifie pas une discussion approfondie de ces approches dans cette thèse.

3.3.3.1/ APPROCHE À BASE DE RECHERCHE DU PLUS COURT CHEMIN EN NUAGE (PCCN)

Le problème du plus court chemin compte parmi les problèmes les plus classiques de la théorie des graphes et les plus importants dans leurs applications. Ce problème peut être posé de la façon suivante :

Définition 4 : Problème du plus court chemin

Étant donné un graphe orienté valué $G = (S, A, C)$, où S est l'ensemble des sommets, A l'ensemble des arcs $a = (s_i, s_j)$, avec $s_i, s_j \in S$ et C la valuation qui associe un nombre réel $c(a)$ à chaque arc $a \in A$, appelé la longueur ou le poids de l'arc a .

Le problème du plus court chemin entre deux sommets $o \in S$ (origine) et $d \in S$ (destination) du graphe G , consiste à déterminer parmi tous les chemins allant de o à d , dont l'ensemble est noté K^{od} , le chemin $\underline{k}^{od} \in K^{od}$ dont la longueur totale est minimale :

$$\underline{k}^{od} = \arg \min_{k^{od} \in K^{od}} c(k^{od})$$

avec $c(k^{od})$ défini comme suit :

$$c(k^{od}) = \sum_{a \in I_k^{od}} c(a)$$

et I_k^{od} désignant l'ensemble des arcs successifs allant du sommet o vers le sommet d .

Il existe divers algorithmes pour résoudre le problème du plus court chemin, qui dépendent des hypothèses faites sur la structure du réseau. Si le réseau est acyclique, l'algorithme de Bellman Ford peut être utilisé, tandis que l'algorithme de Dijkstra convient pour un réseau avec des longueurs de chemin positives ou nulles (même s'il peut y avoir des circuits). Comme nous nous intéressons au temps de parcours pour évaluer les arcs et que les temps de parcours sont toujours positifs, nous utilisons l'algorithme de Dijkstra.

Le problème à résoudre consiste à déterminer la méthode d'évaluation des temps de parcours au niveau des segments du réseau routier. Nous avons exploré des approches basées sur des modèles calés en fonction du débit, tels que la courbe *BPR*, ainsi que des modèles basés sur la densité, utilisant un modèle linéaire. Cependant, les résultats obtenus avec ces approches ne se sont pas avérés concluants. De plus, nous avons également évalué les vitesses moyennes, tant spatiales que temporelles, mais c'est la vitesse instantanée dans le temps qui a produit des résultats concluants.

Dans cette approche, trois agents interagissent pour affecter le trafic. Voici la description de leur interaction :

- **Agent nœud** : Chaque segment a est associé à un agent nœud qui connaît sa longueur l_a , sa limitation de vitesse \bar{v}_a et œuvre à connaître le temps de trajet instantané $c(a, t)$. L'agent nœud est situé géographiquement à l'extrémité finale du segment (sommet cible). Pour obtenir le temps de trajet instantané, l'agent nœud recense régulièrement les agents conducteurs qui y circulent. Lors du recensement réalisé à l'instant t , il envoie une requête à chaque agent conducteur i , pour obtenir la distance parcourue ($d_i(t)$) et le temps de présence dans le segment ($\tau_i(t)$). Il met à jour le coût du segment a de la manière suivante :

$$c(a, t) = \max \left(\frac{l_a}{\bar{v}_a}, n_a \frac{l_a}{\sum_{i=1}^{n_a} \frac{d_i(t)}{\tau_i(t)}} \right), \quad (3.1)$$

avec n_a le nombre d'agents conducteurs présents dans le segment a .

L'agent nœud maintient une connexion avec l'agent nuage afin de lui transmettre le temps de parcours instantané en répondant aux requêtes.

En outre, les agents nœuds assurent les fonctions de génération et de distribution des agents conducteurs, de gestion de conflit et de sécurité de traversée.

- **Agent nuage** : L'agent nuage connaît le réseau routier (S, A, C) . Il met régulièrement à jour les temps de parcours en envoyant périodiquement une requête de $c(a, t)$ à chaque agent nœud. L'agent nuage est aussi connecté aux agents conducteurs. Il les renseigne sur le réseau routier $(G = (S, A, C))$ à chaque fois où il reçoit une requête de leur part.
- **Agent conducteur** : L'agent conducteur est connecté aux agents nœud et nuage. A chaque fois où il accède à un segment a , l'agent conducteur informe l'agent nœud correspondant de sa présence et répond à ses requêtes de recensement. Il reçoit de l'agent nœud la liste des véhicules conflictuels et obéit au droit de passage proposé par l'agent nœud (ex. interdiction de passage).

L'agent conducteur sollicite l'agent nuage à chaque opportunité de sélectionner un segment ultérieur. Dans les simulations, ces opportunités se présentent deux seconds en amont du nœud. Lorsqu'il reçoit des données sous la forme (S, A, C) de la part de l'agent nuage, l'agent conducteur calcule le chemin le plus court et communique son choix de segment suivant à l'agent nœud, afin de recevoir des indications pour une navigation sécurisée.

Notons qu'en ajustant l'équation (3.1), ces interactions permettent de simuler les dispositifs de navigation, avec information sur le trafic. Notons aussi que les agents ne sont pas dotés d'une composante d'apprentissage. Cette composante est introduite dans les deux autres systèmes proposés.

3.3.3.2/ APPROCHE À BASE D'AGENTS CONTENTS-MÉCONTENTES (ACM)

Cette approche se base sur le système multi-agent décrit par l'article [205]. Les auteurs ont proposé des agents apprenants pour atteindre un équilibre corrélé efficace. Cette approche a été choisie, car les auteurs ont fourni la preuve théorique de l'approche. Ainsi, pour le détail sur le choix des paramètres δ , \bar{p} , ϵ et c , nous invitons le lecteur à lire l'article.

C'est une approche à base de plusieurs itérations, dans lesquels les agents apprennent graduellement comme décrit dans la section 3.2.2.1. Ces itérations sont segmentées en périodes, où chaque période est constituée de trois phases. A chaque période, l'agent a une stratégie de référence. La stratégie de référence peut être amenée à évoluer à chaque nouvelle période en fonction des résultats de la stratégie de référence de la période précédente. Les trois phases d'une période sont les suivantes (voir la figure 3.5) :

- **Evaluation** : L'agent évalue sa stratégie de référence en calculant la moyenne de l'utilité obtenue.
- **Essai** : L'agent essaie les stratégies en fonction de son humeur.
- **Acceptation** : L'agent définit la stratégie de référence de la prochaine période.

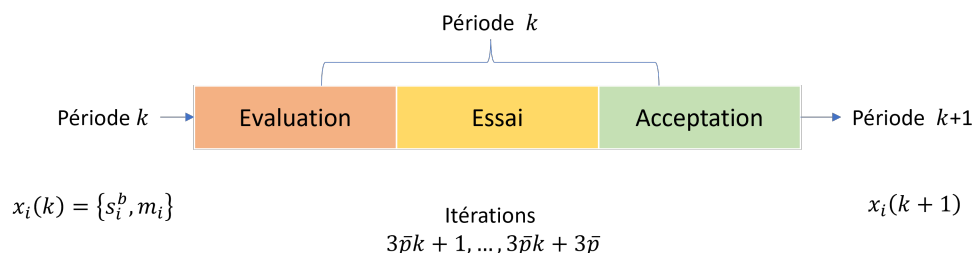


FIGURE 3.5 – Articulation des périodes, des phases et des itérations de simulation [205]

Chaque phase correspond à un état de connaissance de l'agent. Dans chaque phase se déroulent \bar{p} simulations, permettant d'évaluer l'utilité associée aux stratégies. Chaque agent a une variable d'état locale au début de chaque période. Cette variable est composée de deux éléments :

- La stratégie de référence de l'agent (s_i^b)
- l'humeur de l'agent (m_i) : L'agent i peut être CONTENT ($m_i = C$) ou MÉCONTENT ($m_i = M$).

L'humeur de l'agent dépend des résultats obtenus avec la stratégie adoptée (de référence). Elle décrit la façon dont chaque agent choisit sa stratégie de référence pendant une période donnée. L'agent CONTENT a plus de chance de maintenir sa stratégie de référence tandis que l'agent MÉCONTENT est amené à prendre une stratégie alternative, à savoir celle qui a donné le meilleur résultat. Ainsi, étant donné qu'il s'agit de décision probabiliste, si l'agent est CONTENT mais n'a pas eu de chance de tester d'autres stratégies, et s'il existe de meilleures stratégies, il a une faible probabilité (ϵ^{2c}) de commencer sa période en étant MÉCONTENT. Sinon, il maintient sa stratégie tout en

restant CONTENT.

La phase d'essai est caractérisée par le test des stratégies. Selon la même logique, les probabilités de changement de stratégie dépendent de l'humeur de l'agent. Soit s_i^b la stratégie de référence. Les probabilités de choix de stratégies durant la phase d'essai sont définies comme suit :

$$Pr(s_i^t = s_i) = \begin{cases} 1 - \epsilon^c & \text{si } m_i = C \text{ et } s_i = s_i^b \\ \frac{\epsilon^c}{|A|} & \text{si } m_i = C \text{ et } s_i = \alpha_i \in A_i \\ \frac{1}{|A|} & \text{si } m_i = M \text{ pour tout } s_i \in S_i \end{cases}, \quad (3.2)$$

Avec $Pr(\cdot)$ désignant la probabilité, s_i^t étant la stratégie à l'itération t et α_i signifiant que l'action α_i sera maintenue jusqu'à la fin de la phase d'essai. Le choix de stratégie dans la phase d'acceptation (s_i^a) est aussi conditionné par l'humeur de l'agent i et l'utilité π_i^* de la stratégie s_i^* .

$$s_i^a = \begin{cases} s_i^t & \text{si } m_i = C \text{ et } \pi_i^t > \pi_i^b + \delta \\ s_i^b & \text{si } m_i = C \text{ et } \pi_i^t \leq \pi_i^b + \delta, \\ s_i^t & \text{si } m_i = M \end{cases}, \quad (3.3)$$

avec s_i^t désignant la dernière stratégie essayée.

Dans le cas de l'affectation du trafic, l'agent apprenant correspond à l'agent conducteur. Les stratégies (actions) correspondent aux chemins possibles. Les chemins initialement considérés se limitent aux chemins qui ne dépassent pas de 10% le coût du plus court chemin. La liste des chemins possibles augmentent par la suite au fur et à mesure des itérations. L'utilité d'un chemin correspond à la soustraction de son temps de parcours au double du temps de trajet le plus long sur le réseau. Pour définir l'humeur de l'agent conducteur après l'itération, l'agent conducteur observe le résultat obtenu par les autres agents ayant choisi les stratégies alternatives. Pour ce faire, les agents conducteurs, nœuds et nuage interagissent pour la constitution des données.

A chaque sortie d'un agent conducteur d'un segment (a), l'agent nœud lui envoie une requête pour obtenir son origine od , la date de sa génération et son temps de présence dans le segment en amont. Ces données sont communiquées par la suite à l'agent nuage qui réalise une cartographie des temps de parcours :

- Pour chaque od , il garde l'ensemble des expériences des agents conducteurs en les triant selon l'ordre des dates de leur génération.
- Il forme une carte par itération des temps de parcours sur chaque segment a par tranche horaire. Pour chaque segment, il calcule la moyenne des temps de parcours des agents conducteurs selon l'heure d'accès au segment. Si un segment a n'a pas été visité pendant la période, sa vitesse maximale \bar{v}_a sera utilisée pour calculer le temps de parcours.

- Il forme une carte par phase des temps de parcours sur chaque segment a par tranche horaire. Il s'agit de la moyenne des temps de parcours obtenus durant la phase.

A la fin d'une itération, l'agent conducteur procède au calcul de son humeur en interrogeant le cloud pour constituer le modèle (voir élément de performance dans la figure 3.3-b). Plus précisément, il met à jour les poids des arcs ($c(a, t)$). Il procède de la manière suivante :

- S'il existe un agent conducteur qui a été généré dans un temps qui ne dépasse pas la longueur de la période de temps considérée, et qui a pris une stratégie différente, il utilise ses données de trajet. Pour chaque alternative il sélectionne l'agent le plus proche temporellement.
- Sinon, il utilise les données de la carte des temps de parcours.

L'agent conducteur calcule par la suite la moyenne des temps de parcours sur les segments du graphe, durant la phase. S'il existe un meilleur itinéraire, il est MÉCONTENT. Sinon il est CONTENT et il procède au choix de son itinéraire, selon l'équation (3.2).

A la fin de la phase d'essai, l'agent conducteur utilise la carte de la phase réalisée par l'agent nuage. Il calcule le plus court chemin selon cette carte et procède suivant l'équation (3.3) pour la phase d'acceptation. Cette même carte est utilisée à la fin de chaque phase pour initialiser la phase suivante.

Notons que ce système multi-agent nécessite plusieurs itérations avant d'obtenir des agents conducteurs CONTENTs. Elle n'est donc pas adaptée à l'affectation des véhicules autonomes en temps-réel. En effet, à supposer que chaque véhicule autonome effectue le même trajet quotidiennement, il faut plusieurs jours pour que cette approche permette une affectation à l'équilibre. Pour s'affranchir de cette difficulté, cette approche a été étendue en utilisant une classification des états des segments comme expliquée dans la section suivante.

3.3.3.3/ APPROCHE À BASE D'AGENT NUAGE INTELLIGENT (ANI)

Cette approche consiste à exploiter l'approche précédente d'apprentissage tout en dotant l'agent nuage de technique de classification. Ainsi, il classe l'état de la route. Selon l'état de la route et l' od de l'agent conducteur, il l'oriente vers un itinéraire donné.

La classification est une discipline particulière de l'apprentissage automatique ayant pour objectif de séparer les données en groupes homogènes ayant des caractéristiques communes. Il existe plusieurs algorithmes de classification dans la littérature. Dans la suite, nous nous sommes intéressés à l'application de l'algorithme du K-moyennes.

Le K-moyennes est un algorithme de classification qui permet de classer des données similaires en K clusters, où K est un nombre prédéfini de clusters que l'on souhaite obtenir. Cet algorithme est souvent utilisé dans la classification non supervisée, où l'on

souhaite découvrir des structures sous-jacentes à un ensemble de données.

L'algorithme de K-moyennes fonctionne en itérant généralement sur deux étapes principales : la première étape est appelée "assignation de cluster", où chaque donnée est assignée au cluster le plus proche (en termes de distance euclidienne) du centre de chaque cluster. La deuxième étape est appelée "mise à jour de cluster", où le centre de chaque cluster est recalculé en utilisant la moyenne de toutes les données appartenant au cluster.

Ces deux étapes sont répétées jusqu'à ce que les centres de cluster convergent vers une position stable, c'est-à-dire qu'il n'y ait plus de changement significatif dans les affectations de cluster ou dans les centres de cluster. Plusieurs versions ont été proposées pour améliorer l'efficacité du K-moyennes [234, 235, 236, 237]. Dans le cas de nos travaux, nous avons utilisé l'algorithme de [234] qui est largement déployé.

Dans notre problème, l'approche du K-moyennes est utilisée pour orienter les agents qui ont :

- Une fonction d'utilité que chaque agent a l'intention d'optimiser.
- un algorithme d'apprentissage pour améliorer leurs performances.

Plus précisément, l'algorithme K-moyennes vise, premièrement, à identifier l'état de chaque segment et deuxièmement, à proposer le meilleur choix. Deux paramètres sont pris en compte dans la classification de l'état des routes :

- La vitesse moyenne des véhicules sur la route ;
- La densité (nombre de véhicules par kilomètre $vpkm$).

Selon le degré de granularité souhaité, diverses classifications des états des segments peuvent être envisagées. Par exemple, on peut catégoriser un segment en tant qu'état fluide ou congestionné, créant ainsi deux catégories distinctes. Il est également possible d'introduire un état intermédiaire, où le segment est saturé, ce qui ajoute une catégorie supplémentaire. De plus, nous avons pris en compte des scénarios d'anomalies, comme ceux présentés dans l'article [238]. Nous avons évalué différentes échelles de granularité. Cependant, il convient de noter que l'augmentation du niveau de granularité entraîne une complexité combinatoire plus élevée.

Aussi, l'algorithme de K-moyennes est sensible au choix initial des centres de cluster et il peut donner des résultats différents pour des initialisations différentes. Pour cette raison, il est courant de lancer l'algorithme plusieurs fois avec des initialisations différentes pour s'assurer de la stabilité des résultats. Ainsi, plusieurs variantes de cette approche ont été testées, selon le niveau de granularité et le choix des centres. Seuls les résultats probants seront présentés.

L'approche proposée passe par trois phases :

- Classification de l'état des segments : Une simulation avec de multiples variations de la demande pour déterminer les états des segments.

- Initialisation : La même simulation est itérée deux fois. Cette étape implique une variante de l'approche "contents-mécontents" à base d'agents, avec une légère modification. En fonction de l'état des segments et pour chaque paire origine-destination (*od*), l'agent nuage définit des probabilités égales pour le choix des itinéraires parmi les conducteurs, qui peuvent ensuite être satisfaits (CONTENTS) ou pas (MÉCONTENTS) du résultat. La probabilité est ajustée en fonction de la distribution des choix effectués par les agents satisfaits pour chaque configuration.
- Apprentissage : En partant des probabilités initiales, l'approche basée sur les agents contents-mécontents est employée, et les probabilités sont ajustées en suivant une descente de gradient. L'algorithme atteint une convergence lorsque soit aucune amélioration n'est possible, soit que le seuil d'agents satisfaits a été atteint.

L'agent nuage garde les probabilités issues de l'apprentissage. Lorsqu'un agent conducteur avec une *od* est généré. L'agent nuage observe l'état du réseau. En fonction de cet état, l'agent nuage affecte l'agent conducteur au trajet selon les probabilités calculées. Par exemple, si tous les segments du plus court chemin sont fluides et que ces segments ne desservent que l'*od* concernée, l'agent conducteur aura une très forte probabilité (par exemple 99%) de le prendre.

3.3.3.4/ APPROCHE À BASE DE RÉSERVATION DE NŒUDS : MIXED NODE RESERVATION (MNR)

À la différence de l'approche précédente, décrite dans la section 3.3.3.3, qui repose principalement sur l'état des segments, cette approche a pour objectif de fournir aux conducteurs une information aussi précise que possible sur les temps de trajet. Elle leur permet ensuite de prendre des décisions d'itinéraire en fonction de ces informations. Afin de présenter l'originalité de cette approche, il est nécessaire de discuter les alternatives existantes pour permettre l'estimation des temps de trajet :

- **Estimation temps-réel des temps de parcours des véhicules sur les segments du réseau** : Ceci rappelle l'approche basée sur la recherche du chemin le plus court, exposée dans la section 3.3.3.1. Toutefois, il est important de noter que la vitesse observée par un flot de véhicules sur un segment *a* à un moment donné *t* ne s'approche pas nécessairement du temps de parcours que l'agent conducteur expérimentera, en particulier lorsque *a* est situé à une grande distance. En effet, *a* peut être libre au moment du calcul de l'itinéraire mais saturé par la suite à cause d'une demande générée à proximité.
- **Estimation des temps de parcours à base de modèles de trafic** : Afin d'améliorer l'approche précédente, il est possible de considérer une estimation à l'avance des temps de trajets qui résultent d'une demande future. Pour estimer ces temps de parcours, il est possible d'utiliser les modèles du trafic [239]. Cepen-

dant, en dépit des itérations requises pour que le trafic atteigne un équilibre dans le futur, il est important de souligner que ces modèles se fondent toujours sur l'hypothèse que le temps de trajet est une fonction strictement monotone croissante du débit de circulation. L'exemple illustré dans la figure 3.4 (scénarios B1 et B2) infirme cette hypothèse.

Ces deux alternatives illustrent deux contributions importantes qui seront abordées par l'approche de réservation des nœuds. Elles visent à remédier au problème majeur d'estimation précise des temps de parcours. Ces deux contributions sont les suivantes :

- **Prise en compte de la gestion des intersections** : La gestion des intersections est souvent approximée voire ignorée. Cependant, il s'agit de l'une des parties les plus importantes du temps de trajet. La capacité de la voie du segment est limitée par l'intersection en aval. En raison de la gestion des intersections, une onde de choc détermine la vitesse des véhicules à la fois en amont et en aval des segments de l'intersection. Sans une estimation précise du temps d'intersection, l'optimisation de l'itinéraire n'est pas efficace. Dans les approches classiques, la prise en compte de la gestion des intersections est soit approximative [240] ou nécessite plusieurs jeux de simulations [241, 242, 243] pour estimer la répercussion du conflit sur les temps de trajet au niveau des segments. L'estimation des temps de parcours dans notre approche sera plutôt basée sur les délais occasionnés dans les espaces conflictuels, grâce à la notion de réservation des nœuds.
- **Prise en compte des prochains véhicules** : Les données sur les futurs véhicules susceptibles de générer le trafic sont connues lors de l'affectation du trafic. En effet, la matrice *od* est une donnée d'entrée du problème. Néanmoins, dans les approches classiques, ces données ne sont exploitées qu'après les résultats de simulation, après avoir rempli le réseau. Notre approche introduira la notion de véhicules virtuels.

Plus précisément, nous introduisons les éléments suivants :

- **Décomposition du temps de parcours** : Le temps de parcours pour atteindre un nœud est décomposé d'un temps déterministe et d'un temps probabiliste. Le temps déterministe dépend des véhicules déjà présents dans le réseau. Le temps probabiliste est calculé selon les véhicules qui seront éventuellement présents par la suite. Ces véhicules seront appelés véhicules virtuels.
- **Réservation des nœuds** : Le temps de parcours au niveau du segment dépend des conditions d'entrée et de sortie des espaces conflictuels en amont et en aval du segment. Ainsi, l'agent conducteur est amené à réserver son passage sur ses espaces, auprès des agents nœuds. Selon les réservations réelles et virtuelles, les temps de traversé sont estimés permettant ainsi de définir le temps de parcours sur le segment en question.

Il s'agit ainsi de considérer un nouveau modèle de calcul des temps de trajet avec des interactions entre les agents conducteur, nœud et nuage. Ces interactions visent à renseigner le modèle du trafic qui sera utilisé pour le calcul du temps de trajet.

Modèle du trafic

La discussion précédente montre que le temps associé à un itinéraire donné est composé de deux parties, à savoir déterministe et probabiliste. t_i^k est le temps de trajet de l'agent conducteur i qui emprunte un itinéraire k . Il peut être exprimé comme suit :

$$t_i^k = td_i^k + tp_i^k, \quad (3.4)$$

Où td_i^k et tp_i^k désignent respectivement le temps déterministe et le temps probabiliste. Rappelons que notre approche est basée sur la réservation des nœuds. Ainsi, td_i^k et tp_i^k sont les résultats respectifs des réservations des nœuds par les agents conducteurs déjà présents et des réservations des nœuds par les agents conducteurs qui seront probablement présents (véhicules virtuels).

L'équation (3.4) exprime le temps de sortie du dernier sommet d de l'itinéraire k . Pour chaque sommet intermédiaire j de l'itinéraire k , nous avons l'équation suivante :

$$t_i^{kj} = td_i^{kj} + tp_i^{kj}, \quad (3.5)$$

où t_i^{kj} désigne le temps de sortie de l'agent conducteur i du sommet j . Sans perte de généralité, tous les calculs réalisés par la suite supposent que l'agent conducteur i a émis sa requête à l'instant $t = 0$. Ceci évite d'alourdir le texte et les équations.

Temps de trajet déterministe

Pour estimer td_i^{kj} , chaque conducteur i réserve une plage horaire auprès des agents nœuds correspondants pour traverser le réseau. Pour ce faire, considérons le segment a reliant les nœuds j_0 et j_1 . Supposons que chaque conducteur i a une vitesse souhaitée, notée \bar{v}_i^a , pour parcourir la distance l_a de l'arc a . De plus, considérons v_i^j comme la vitesse estimée de cet agent conducteur lorsqu'il traverse le nœud j . Avant de déterminer le temps td_i^{kj} , nous devons introduire les calculs relatifs aux écarts de temps entre les véhicules, aux limites de temps de parcours, ainsi qu'aux vitesses.

Ecart de temps inter véhiculaire

L'approche de réservation des nœuds se concentre sur la partie congestionnée du diagramme fondamental, en mettant un accent particulier sur la courbe débit-vitesse illustrée dans la figure 2.1-c. Sur cette courbe, il existe une vitesse moyenne critique v_0 pour laquelle le débit est à son maximum, noté Q_{max} . En se limitant à la portion congestionnée de la courbe, nous pouvons attribuer une valeur unique de débit, que nous notons $Q(v)$, pour tout $v \leq v_0$. En prenant en compte que l'écart de temps inter véhiculaire, noté h , est l'inverse du débit $Q(v)$ (lorsque $Q(v) \neq 0$), il découle de cette relation que plus les véhicules roulent rapidement, plus l'écart de temps moyen inter véhiculaire est réduit. Cette observation rejoint les conclusions des travaux de recherche sur la corrélation entre l'écart de temps entre les véhicules et la vitesse [244, 245, 246].

En partant des hypothèses de ces modèles, nous définissons deux bornes d'écart de temps inter véhiculaire pour chaque sommet j , notées respectivement \underline{h}_j et \bar{h}_j , avec $\underline{h}_j < \bar{h}_j$. La première borne est issue du diagramme fondamental comme suit :

$$\underline{h}_j = \frac{1}{Q_{max}}$$

On définit \bar{h}_j dans le but d'éviter une division par zéro lorsque la vitesse v tend vers 0 m/s. Par conséquent, on établit également une limite inférieure de vitesse, notée \underline{v}_j . En d'autres termes, il n'est pas possible de réserver un nœud avec une vitesse nulle. Pour définir \underline{v}_j , nous pouvons nous baser sur les valeurs de temps perdu associées au redémarrage d'une file de véhicules. Ce temps perdu a fait l'objet de nombreuses études dans la littérature, remontant aux travaux de Webster [247], notamment pour le calcul du cycle optimal des feux de signalisation. En résumé, nous avons :

$$h_j(v) = \begin{cases} \underline{h}_j & \text{si } v > v_0 \\ \frac{1}{Q(v)} & \text{pour } \underline{v}_j \leq v \leq v_0, \\ \bar{h}_j & \text{si } v < \underline{v}_j \end{cases} \quad (3.6)$$

Il est à noter que la fonction $h_j(v)$ s'applique aux véhicules qui se suivent sur la même voie. Nous adoptons une approche similaire en cas de conflit. La fonction $h_j^c(v)$ est utilisée pour déterminer l'écart de temps entre les véhicules impliqués dans un conflit. La valeur de $h_j^c(v)$ est influencée par les règles de gestion des intersections. Par exemple, nous pouvons l'exprimer comme $h_j^c(v) = h_j(v) + \delta_j(v)$, où $\delta_j(v)$ représente le temps nécessaire pour traverser la zone de conflit à la vitesse v . De la même manière, pour éviter toute division par zéro lorsque le conducteur est contraint à un arrêt complet (comme à un stop, par exemple), nous utilisons $h_j^c(v) = \bar{h}_j + \delta_j(\underline{v}_j)$.

Bornes de temps de parcours et de vitesse

Soit $t(a)_i$, le temps de parcours de l'agent i sur le tronçon a . L'hypothèse de base consiste à considérer que l'agent conducteur veut gagner du temps. Il vise ainsi à voyager à sa vitesse maximale \bar{v}_i^a . En supposons que l'agent conducteur i a traversé le nœud j_0 à la vitesse v_i^0 , nous pouvons donner une borne minimale du temps de traversée du segment a comme décrit par la suite.

Considérons $t(a)_i$ comme le temps de parcours de l'agent i sur le tronçon a . L'hypothèse fondamentale repose sur l'idée que l'agent conducteur cherche à optimiser son temps de parcours en visant à voyager à sa vitesse maximale \bar{v}_i^a . Supposons que l'agent conducteur i ait franchi le nœud j_0 à une vitesse de v_i^0 . Dans ces conditions, nous pouvons établir une limite inférieure pour le temps nécessaire à la traversée du segment a de la manière suivante :

$$\underline{t(a)}_i = \begin{cases} \frac{l_a + \frac{(\bar{v}_i^a - v_i^0)^2}{2 \cdot u_i}}{\bar{v}_i^a} & \text{si } l_a \geq \frac{\bar{v}_i^{a2} - v_i^{02}}{2 \cdot u_i} \\ \frac{\sqrt{2 \cdot u_i \cdot l_a + v_i^{02}} - v_i^0}{u_i} & \text{sinon} \end{cases}, \quad (3.7)$$

Avec $u_i > 0$ désignant l'accélération de confort de l'agent conducteur i . De même, il est possible de définir une borne maximale de la vitesse de traversée du nœud j_1 par l'agent i . Cette borne s'exprime comme suit :

$$\bar{v}_{i1}^1 = \begin{cases} \bar{v}_i^a & \text{si } l_a \geq \frac{\bar{v}_i^{a2} - v_i^{02}}{2 \cdot u_i} \\ \sqrt{2 \cdot u_i \cdot l_a + v_i^{02}} & \text{sinon} \end{cases}, \quad (3.8)$$

Les équations (3.7) et (3.8) sont construites en partant de l'hypothèse que lorsque l'agent conducteur ne se déplace pas à la vitesse optimale \bar{v}_i^a , il s'efforce de l'atteindre en utilisant son accélération de confort u_i . Ces équations prennent en considération le temps nécessaire pour accélérer.

Réservation et temps de parcours

Les nœuds peuvent présenter plusieurs mouvements de circulation qui lient les arcs entrants aux arcs sortants. Le nombre de mouvements possibles équivaut au produit du demi-degré extérieur du nœud par son demi-degré intérieur. En fonction de l'itinéraire k suivi par l'agent i , les mouvements peuvent être liés à un même arc a (avec une origine commune), être conflictuelles, ou bien parallèles. La procédure de réservation consiste à bloquer une plage horaire pour chaque mouvement en fonction de sa relation avec l'itinéraire k . Ces plages horaires sont définies comme suit :

- Origine commune : l'agent nœud réserve temporairement le mouvement de $td_i^{k_j}$ jusqu'à $td_i^{k_j} + h_j(v_i)$ pour l'agent conducteur i ;
- Conflictuel : l'agent nœud réserve temporairement le mouvement de $td_i^{k_j}$ jusqu'à $td_i^{k_j} + h_j^c(v_i)$ pour l'agent conducteur i
- Parallèle : Aucune réservation.

L'agent conducteur i souhaite parcourir le segment a , en un temps égal à $\underline{t(a)}_i$. Ainsi, lorsqu'il calcule son itinéraire, il soumet à l'agent nœud j , une requête de réservation sous la forme d'intervalles de temps, $\left[\underline{t(a)}_i; \underline{t(a)}_i + td_i^{k_j} + h_j(v_i) \right]$ et $\left[\underline{t(a)}_i; \underline{t(a)}_i + td_i^{k_j} + h_j^c(v_i) \right]$. A la réception de la requête, l'agent nœud ajuste son estimation du temps de trajet comme suit :

- Respect de la séquence : Si le dépassement n'est pas possible sur l'arc a (ex. segment à une seule voie), la réservation effectuée par l'agent conducteur est décalée pour garantir le respect de l'ordre des véhicules sur la route en amont. En

- conséquence, la vitesse à laquelle le véhicule passe par le nœud (v_i^j) est modifiée.
- Exclusion mutuelle : Les plages horaires réservées par l'agent conducteur ne doivent pas entrer en conflit avec celles d'autres réservations déjà validées (l'intersection des ensembles doit être un ensemble vide). Elles ne doivent pas non plus occuper la période du feu rouge pour une intersection signalisée. L'agent nœud retarde la réservation jusqu'à ce qu'un créneau disponible soit trouvé. Tout comme pour le respect de la séquence, la vitesse v_i^j est ajustée à chaque retard supplémentaire.
 - Ajustement de la vitesse : Le respect de la séquence et l'exclusion mutuelle imposent un retard par rapport au temps souhaité par l'agent conducteur. Notons ce retard Δ_i^j . Ainsi, l'ajustement de la vitesse est calculé de la manière suivante :

$$v_i^j = \frac{l_a}{\underline{t(a)}_i + \Delta_i^j} \quad (3.9)$$

A chaque mise à jour de la vitesse, l'écart de temps inter véhiculaire est réévalué. C'est ainsi que l'agent nœud calcule le temps de parcours déterministe :

$$td_i^{k_j} = \underline{t(a)}_i + \Delta_i^j. \quad (3.10)$$

Les réservations sont maintenues temporairement. Ils doivent être complétées par le calcul du temps de trajet probabiliste.

Temps de trajet probabiliste

Le calcul du temps de trajet probabiliste, se base sur la génération de véhicules virtuels. Une fois ces véhicules générés, le temps de trajet probabiliste est calculé.

Génération de véhicules virtuels

Pour chaque paire origine-destination (od), des véhicules virtuels sont générés par les nœuds d'origine afin de calculer la composante probabiliste de t_i^k pour l'agent conducteur i . Leur nombre n est proportionnel au débit estimé q^{od} . Nous considérons que n suit la distribution de Poisson avec le paramètre q^{od} . Ainsi, $n = t_{gen}^o \cdot q^{od}$, où t_{gen}^o est la durée de l'intervalle de génération. Un véhicule virtuel se comporte comme un agent conducteur. Il réserve les nœuds de son chemin le plus court.

Les véhicules virtuels sont générés lorsqu'un agent nœud j_m les sollicite auprès de l'agent nuage. Plus précisément, lorsqu'un agent conducteur i lance une requête de réservation auprès de l'agent nœud j_m , ce dernier doit calculer la composante probabiliste de temps parcours. L'agent nœud envoie une requête de véhicules virtuels auprès de l'agent nuage. L'agent nuage procède au calcul de t_{gen} . Cette dernière demande des véhicules virtuels aux nœuds en amont de j_m , et ainsi de suite, jusqu'à ce que la demande arrive aux nœuds d'origines (générateurs de trafic). Considérons le nœud d'origine j_0 . L'agent nuage calcule t_{gen} et obtient le nombre de véhicules virtuels n selon l'estimation

du débit proposée par l'agent nœud j_0 . t_{gen} est l'intervalle de temps pendant lequel les VACs virtuels générés à j_0 arriveront à j_m avant l'heure d'arrivée prévue ($td_i^{k_{j_m}}$) de l'agent conducteur i .

Considérons d'abord un nœud intermédiaire j_i sur le chemin k de j_0 à j_m , où l'indice i donne le rang du nœud intermédiaire dans le chemin. Le nœud j_i est déjà réservé par des agents conducteurs réels jusqu'à l'heure tb_{j_i} . Soit $tt_{j_i, j_{i+1}}$ le temps de parcours du nœud j_i au nœud j_{i+1} . Ce temps est calculé en fonction de la dernière réservation de véhicules réel venant du nœud j_i . Le nombre de VAC virtuels requis au nœud j_m suivra le temps $t_{gen_{j_0, m}}$ qui est calculé comme suit :

$$t_{gen_{j_0, m, k}} = \min_{p \in \{0, \dots, m-1\}} \left(tb_{j_m} - tb_{j_p} - \sum_{q=p}^{m-1} tt_{j_q, j_{q+1}} \right). \quad (3.11)$$

Pour illustrer la mise en pratique de l'équation (3.11), nous traitons l'exemple présenté dans la figure 3.6. Dans cet exemple, un agent conducteur i sollicite la réservation du nœud 2. Ce nœud a estimé son temps déterministe $tb_{2_1} = td_i^{k_2} = 10min$. Nous considérons le nœud générateur 0. Il existe deux chemins $k = 1, 2$ pour atteindre le nœud 2 à partir du nœud 0, soit en passant par le nœud 1 ou par 1'

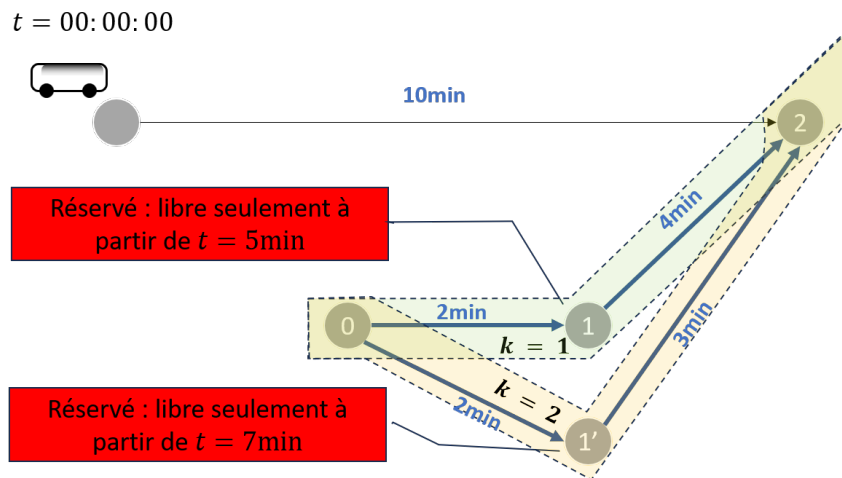


FIGURE 3.6 – Exemple de génération de véhicules virtuels

Examinons le scénario où $k = 1$, à savoir le chemin qui passe par le nœud 1. Nous avons :

- Pour $p = 0$: $tb_{j_m} = 10$; $tb_{j_0} = 0$; $\sum_{q=0}^{m-1} tt_{j_q, j_{q+1}} = 6$
- Pour $p = 1$: $tb_{j_m} = 10$; $tb_{j_1} = 5$; $\sum_{q=1}^{m-1} tt_{j_q, j_{q+1}} = 4$,

Ainsi, l'application de l'équation de l'équation (3.11), pour le chemin $k = 1$, nous donne :

$$t_{gen_{j_0,2,1}} = \min_{p \in \{0,1\}} \left(\underbrace{10 - 0 - 6}_{\text{pour } p=0}, \underbrace{10 - 5 - 4}_{\text{pour } p=1} \right) = 1min$$

Un véhicule virtuel généré après $1min$ n'a aucune chance d'atteindre le nœud 2, avant $10min$. En exploitant l'équation (3.11) pour le chemin $k = 2$, nous avons $t_{gen_{j_0,2,2}} = 0min$

Ensuite, nous devons tenir compte du fait que les véhicules virtuels suivent le chemin le plus court. La formule (3.11) donne l'évaluation de $t_{gen_{j_0,m,k}}$ pour un seul chemin (k) entre j_0 et j_m . Soit K le jeu de chemins possibles de j_0 à j_m . Rappelons que les VACs virtuels ne réserveront que le chemin le plus court pour atteindre j_m . Parce que (3.11) donne la différence de temps de trajet entre le VAC réel et les VACs virtuels qui empruntent le chemin k , le plus court chemin entre j_0 et j_m est :

$$k^* = \arg \max_{k \in K} \left(t_{gen_{j_0,m,k}} \right), \quad (3.12)$$

Suivant l'exemple précédent, c'est le chemin qui passe par le nœud 1 qui est le plus court. L'intervalle de temps pour la génération des VACs virtuels est calculé de la manière suivante :

$$t_{gen_{j_0,m}} = \max_{k \in K} \left(t_{gen_{j_0,m,k}} \right). \quad (3.13)$$

Ce qui donne $1min$ de génération de véhicules virtuelle pour l'exemple de la figure 3.6.

Calcul du temps probabiliste

Une fois les temps de génération de véhicules virtuels obtenus ainsi que les demandes correspondantes, l'agent nuage calcule leurs nombres et les envoie à l'agent nœud qui l'a sollicité. L'agent nœud introduit les réservations correspondantes en priorité. Plus précisément, il retarde au fur et à mesure les réservations de l'agent conducteur, jusqu'au moment où il aura traité toutes les réservations des véhicules virtuels. Ce retard définit le temps probabiliste. Le temps de parcours de l'agent conducteur, sera donc le temps du début des réservations retardées.

Approche de réservation de nœuds mixtes à base d'agents

Dans ce modèle à base d'agents, les agents ont une connaissance partielle de leur environnement comme dans les modèles agents précédemment présentés. Les agents conducteurs découvrent au fur et à mesure les temps de parcours de la manière la plus précise possible. Les agents nœud découvrent les véhicules qui passeront par eux afin de donner des informations précises. Enfin l'agent nuage, joue le rôle d'ajout de retard

éventuel.

Les interactions entre les agents conducteurs, les agents nœuds et l'agent nuage sont présentées dans la Figure 3.7. Lorsqu'un nouvel agent conducteur i entre dans le réseau, il calcule son itinéraire optimal en fonction des disponibilités des nœuds du réseau. Pour ce faire, cet agent évalue progressivement le meilleur temps de trajet vers les nœuds. Il demande progressivement des créneaux horaires disponibles pour traverser les nœuds.

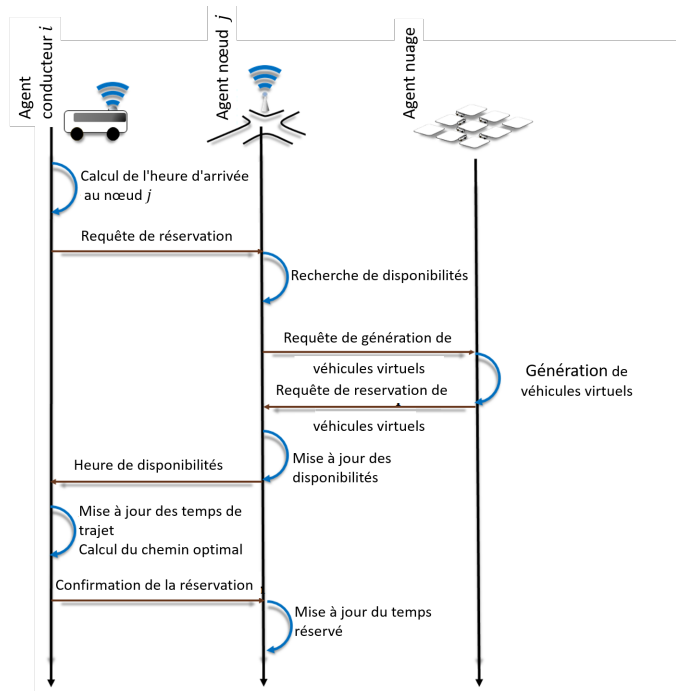


FIGURE 3.7 – Messages pour la réservation d'itinéraire

Lorsqu'un nœud j reçoit la demande de l'agent conducteur, il demande des réservations de véhicules virtuels à l'agent nuage. Ceci lui permet de considérer le trafic venant des nœuds du réseau en aval. En tenant compte des demandes de réservation des agents conducteurs et des véhicules virtuels, le nœud j attribue le créneau horaire disponible à l'agent conducteur i . Ce dernier est capable de calculer son itinéraire jusqu'au nœud j , et ainsi de suite. Si le chemin optimal passe par le nœud j , l'agent conducteur i confirme la réservation. Le nœud met à jour ses disponibilités en bloquant le créneau horaire de l'agent conducteur i .

3.4/ CONCLUSION

Dans ce chapitre, l'importance de la modélisation multi-agent dans la gestion des systèmes de trafic est mise en avant. Plusieurs classifications possibles pour les

systemes multi-agents ont été mentionnées en fonction de différents choix de conception, notamment la nature de l'environnement, la perception des agents, et leurs composantes de décision. Après, l'essentiel du concept d'agent a été rappelé, en particulier pour la représentation des comportements des entités autonomes. Le rôle déterminant des agents conducteurs dans l'affectation du trafic à base d'agents a été mis en exergue. Ces agents déterminent les itinéraires en prenant des décisions basées sur la maximisation de leur utilité. L'apprentissage et la mise à jour des estimations des temps de trajet sont des éléments intégraux de ce processus. Néanmoins, les systèmes multi-agents proposés dans la littérature impliquent seulement les agents conducteurs qui constatent le résultat de leur action uniquement après la simulation. Le défi majeur est de proposer un système multi-agents avec de nouvelles interactions pour l'affectation dynamique du trafic, permettant de réduire les temps de calcul tout en proposant des solutions satisfaisantes en termes d'équité et de performance.

Quatre approches pour résoudre ce problème ont été proposées. Elles se basent sur la coopération entre les agents conducteurs, les agents nœuds, et l'agent nuage. La première approche est à base de recherche du plus court chemin en nuage. Dans cette approche, les interactions entre les agents (les agents conducteurs, les agents nœuds, et l'agent nuage) permettent de simuler des dispositifs de navigation avec des informations en temps réel sur le trafic. Les agents ne sont pas dotés de composantes d'apprentissage dans cette approche, contrairement aux deux autres systèmes proposés.

La deuxième et la troisième approches utilisent le concept d'apprentissage multi-agent. La deuxième approche à base d'agents contents-mécontents évoque l'influence de l'humeur des agents conducteurs sur leur processus d'apprentissage et la nécessité de plusieurs itérations pour atteindre un état CONTENT. La troisième approche à base d'agent nuage intelligent, consiste à tirer parti de l'apprentissage préalable tout en dotant l'agent nuage d'une technique de classification à base de l'algorithme K-moyennes. Le rôle principal de cet agent nuage est de classifier l'état des routes. Selon cet état et la paire origine-destination (*od*) de l'agent conducteur, l'agent nuage oriente l'agent conducteur vers un itinéraire spécifique.

Finalement, la dernière approche qui définit l'originalité de notre contribution est à base de réservation de nœuds. Elle repose sur un nouveau modèle de calcul des temps de trajet qui implique des interactions entre les conducteurs, les nœuds et le nuage, dans le but de mieux informer le modèle de trafic utilisé pour estimer les temps de trajet. La réservation des nœuds est un élément clé de cette approche. Les nœuds peuvent présenter plusieurs mouvements de circulation, et les agents conducteurs (à la fois réels et virtuels) rivalisent pour réserver les créneaux horaires en fonction de leur relation avec l'itinéraire choisi.

Notons que d'autres approches alternatives comme la réservation de segments ont été explorées mais n'ont pas donné de résultats satisfaisants. Les quatre approches

présentées dans ce chapitre sont les plus significatives en termes de résultats et d'enseignements tirés durant la thèse. Le chapitre suivant mettra en compétition ces quatre approches et exposera les résultats et les enseignements obtenus.

SIMULATIONS ET RÉSULTATS

Sommaire

4.1 Introduction	83
4.2 Présentation de l'approche de test	84
4.2.1 Problèmes soulevés	85
4.2.2 Réseaux étudiés	87
4.2.3 Systèmes de signalisation	89
4.2.4 Approche de test : En résumé	96
4.3 Plateforme de test	97
4.3.1 Modélisation microscopique : VISSIM	97
4.3.1.1 Cas d'usage	98
4.3.1.2 Interface VISSIM	99
4.3.1.3 Interface COM de VISSIM : Language de programmation	100
4.3.1.4 Interaction avec les objets de l'interface COM	100
4.3.2 Modélisation macroscopique : VISUM	104
4.4 Résultats	105
4.4.1 Sélection : Deux tronçons conflictuels (<i>RTE</i>)	106
4.4.2 Sélection : Deux origines conflictuelles (<i>RGM</i>)	109
4.4.3 Comparaison : Réseau réaliste (La ville de MASDAR)	111
4.5 Conclusion	114

4.1/ INTRODUCTION

Les modèles à base d'agents dans la littérature impliquent seulement les agents conducteurs qui ont besoin d'un tour complet de simulation pour évaluer leur stratégie. Plusieurs tours de simulations sont nécessaires pour que ces agents apprennent la stratégie adéquate. Des modèles mésoscopiques et des méthodes d'approximation des temps de parcours (ex. méthode des moyennes successives) pour alléger les calculs. Néanmoins, l'émergence des technologies de transport intelligents et notamment des véhicules autonomes et connectés nécessitent, à la fois la prise en compte de nouveaux agents et

l'utilisation de la simulation microscopique pour l'affectation. La conception d'un modèle multi-agent pour l'affectation du trafic, soulève le problème de la définition des agents adéquats. Pour ce faire nous avons adopté une approche empirique.

Dans le chapitre précédent nous avons présenté quatre approches issues des différents tests réalisés durant la thèse. Ces quatre approches font appel aux interactions entre les agents conducteurs, les agents nœuds et l'agent nuage. Néanmoins, elles sont basées sur des stratégies différentes. Pour pouvoir évaluer nos stratégies de comportement et d'interaction, nous nous sommes appuyées sur la simulation microscopique du trafic dans laquelle chaque composant du système de transport est considéré comme un agent capable d'interagir en temps-réel avec les autres agents comme décrit dans le chapitre précédent.

A la suite des tests réalisés sur les différentes approches testées, nous avons constaté deux problèmes majeurs qui entravent le calcul temps réel des itinéraires à la fois équilibrés et efficaces. Ces deux problèmes seront présentés dans ce chapitre. Ils sont à la base de notre motivation de considérer deux réseaux routiers simples, pour sélectionner les approches intéressantes. Ces derniers permettent d'interpréter facilement les résultats et de mettre en exergue les difficultés associées aux choix réalisés. Combinés aux systèmes de signalisation, ils ont permis d'éliminer les stratégies inefficaces. Ainsi, une seule stratégie parmi les quatre résistera aux deux problèmes posés.

Enfin, toutes les simulations sont comparées aux résultats d'affectation statique et dynamique. La simulation microscopique a été utilisée pour évaluer les résultats. Pour ce faire, deux logiciels de référence dans le domaine du trafic ont été exploités, VISUM et VISSIM. Enfin, l'approche agents à base de réservation a été simulée et comparée sur un réseau réel, pour valider notre approche.

Ce chapitre est organisé comme suit. En premier, il commence par la présentation de l'approche de test d'une manière générale. Il décrit les deux problèmes majeurs observés lors des simulations et en déduit deux réseaux de tests. La section 4.3 présente la plateforme d'expérimentation utilisée. Ensuite les résultats des simulations sont exposés et discutés dans la section 4.4, avant de conclure ce chapitre.

4.2/ PRÉSENTATION DE L'APPROCHE DE TEST

L'approche de test présentée suit la logique suivante :

- **Capacité à traiter deux problèmes majeurs de l'affectation** : Les approches doivent être capable à surmonter deux problèmes mis en exergue par la simulation microscopique des différentes stratégies testées d'affectation dynamique. Ces deux problèmes sont relatifs aux intersections et au remplissage du réseau.
- **Adaptabilité au système de signalisation aux intersections** : Les systèmes de

signalisation aux intersections jouent un rôle important dans les temps de trajets. C'est aux intersections que se décide le moment de l'octroi de l'infrastructure pour finir son trajet. Les véhicules autonomes et connecté bénéficieront de nouvelles modalités de signalisation. Le système de calcul d'itinéraire doit être en mesure de s'adapter aux différentes modalités de signalisation, à la fois présentes (ex. cédez le passage, les feux tricolores) et futuristes comme le peloton virtuel.

- **Prise en compte des phénomènes microscopiques** : Pour pouvoir évaluer la prise en compte de phénomènes microscopique, nous avons fait appel à une plateforme logiciel de simulation microscopique. Cette plateforme a servi de base à tous les tests réalisés.

En suivant cette approche, les méthodes ont été progressivement évaluées et améliorées en utilisant des réseaux simples pour représenter les phénomènes, ce qui a simplifié l'analyse des résultats. Cependant, certaines de ces méthodes ont été abandonnées en raison des défis rencontrés pour obtenir des résultats convaincants. Avant de présenter les réseaux et les systèmes de signalisation sur lesquels se sont basés les premières analyses, cette section introduit les problèmes fréquemment rencontrés. La plateforme de test sera discutée dans une autre section 4.4.

4.2.1/ PROBLÈMES SOULEVÉS

Deux problèmes ont été soulevé lors du choix et du paramétrage des stratégies proposées. Ces deux problèmes sont : Les permutations inefficaces aux intersections et le manque de visibilité. Ces deux problèmes font face à tout calcul d'itinéraire temps-réel.

Permutation inefficaces : Génération de conflits

Les modèles des temps de parcours aux intersections tendent généralement à surestimer la capacité des routes [243]. Plusieurs tours de simulation microscopique sont nécessaires pour estimer correctement le temps généré aux nœuds (voir l'algorithme de la Figure 1 présenté dans [248]). Ce temps est "relativement" maîtrisable lorsqu'il s'agit de feux de signalisation aux temps de cycle et de phases fixes. En effet, il existe plusieurs modèles analytiques de calcul de temps d'attente moyen aux feux. Ce temps est moins maîtrisable lorsqu'il s'agit de signalisation adaptative ou à base de priorité. Dans les deux cas, il s'agit d'une moyenne plus ou moins précise. Or, la moyenne aussi précise soit elle, ne permet pas de renseigner au mieux les véhicules d'une manière individuelle. Dans certaines intersections signalisées, l'écart entre le temps estimé et le temps effectif peut dépasser la durée d'un cycle ($1min$ à $2min$) voire plusieurs cycles, lorsque l'intersection est saturée.

La sous-estimation des temps d'intersection impacte négativement le choix des itinéraires. Pour mieux expliquer le problème, soit le réseau présenté dans la figure 4.1. Étant donné que le temps de trajet est généralement considéré comme étant une

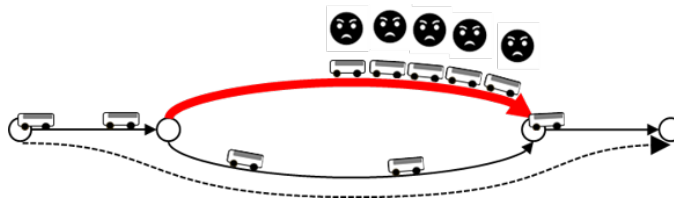


FIGURE 4.1 – Risque de congestion par permutation inefficace

fonction monotone croissante en fonction du flux de circulation, une route utilisée incite les nouveaux véhicules entrants à emprunter une route alternative. Aussi, ce changement de segment, ou cette permutation d'une partie du flux, peut également se produire lorsque l'on utilise des applications de navigation. Or, cette permutation d'itinéraires est génératrice de conflits qui peut s'avérer inutile. Plus problématique encore, lorsque la gestion de l'intersection est ajustée en fonction du flux de circulation observé, par exemple, avec l'utilisation de feux adaptatifs ou de panneaux de cédez le passage, cela peut entraîner inutilement la mise à l'arrêt de véhicules.

Notons aussi que, après plusieurs itérations de simulation, il peut être envisageable d'obtenir un certain équilibre dans ce type de conflit (conflit inutile). Nous considérons l'équilibre trouvé comme étant inefficace. En effet, les itérations menant à l'équilibre ne parviennent pas à éliminer les conflits inutilement générés. Ainsi, l'équilibre des temps d'arrêt entre les véhicules empruntant les deux trajets, n'est pas synonyme de solution satisfaisante.

Manque de visibilité : Découverte des imprévus

Lorsqu'il s'agit de calcul temps-réel des itinéraires, le manque de visibilité sur la situation future du réseau qui sera rejoint par le véhicule peut être problématique. Un exemple est donné dans la figure 4.2. Supposons qu'au moment t_0 , l'itinéraire optimal du nouveau véhicule autonome connecté (CAV) en provenance de O_1 est d'utiliser le segment de route b . Cependant, en raison de l'arrivée d'un nouveau CAV à O_2 , l'itinéraire initial n'est plus optimal. Sans prévision du trafic, il est difficile de calculer un itinéraire optimal et d'atteindre l'équilibre.

Pour résoudre cette problématique, les auteurs de l'article [239] ont proposé un algorithme basé sur la destination. Cependant, cette solution est présentée dans un contexte d'affectation statique et repose sur des modèles macroscopiques. Lorsqu'il s'agit de répondre aux besoins d'un véhicule autonome en temps réel, il devient complexe de calculer son itinéraire et d'estimer son heure d'arrivée en utilisant cette approche. Une alternative serait de saturer le réseau et de procéder à plusieurs itérations ultérieures, mais cela ne permettrait pas de générer des itinéraires en temps-réel.

Discussion

Les deux défis identifiés au cours des diverses simulations mettent en évidence le

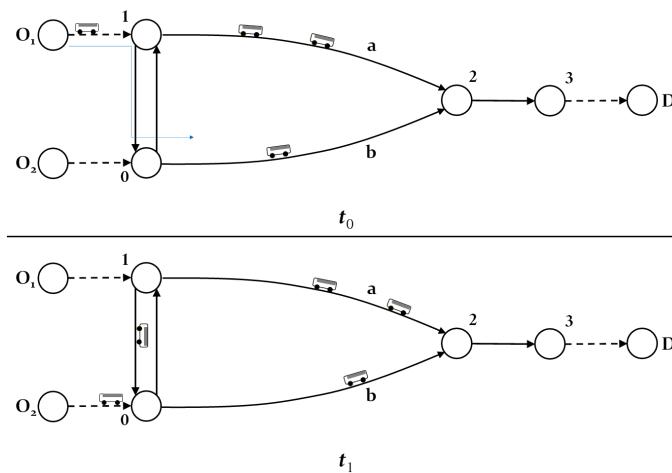


FIGURE 4.2 – Exemple de mauvais choix à cause de trafic imprévu

manque de précision et d'exactitude dans la prévision des temps de trajet au moment de la requête pour le calcul d'itinéraire. Après plusieurs itérations, les approches basées sur des modèles macroscopiques et des méthodes de moyennes successives tendent à atténuer en partie les problèmes sous-jacents. Cependant, notre objectif est plutôt de mettre en lumière ces problèmes et d'évaluer la capacité des stratégies proposées à les résoudre. Par conséquent, nous avons défini, modélisé et simulé deux réseaux de transport distincts pour mettre en exergue ces deux problèmes spécifiques et les étudier. Ces deux réseaux nous ont permis de filtrer les politiques qui méritent d'être poursuivies et approfondies. Ils sont décrits dans la sous-section suivante.

4.2.2/ RÉSEAUX ÉTUDIÉS

Deux simulations de réseau ont été réalisées. Ces réseaux permettent d'évaluer facilement les systèmes multi-agents proposés à travers les deux problèmes soulevés dans la sous-section précédente.

Réseau de Trafic Élémentaire (RTE)

Le premier réseau consiste en deux routes reliant une voie d'origine à une voie de destination comme présenté dans la Figure 4.3.

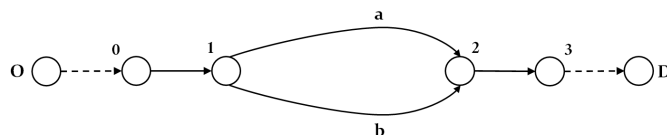


FIGURE 4.3 – RTE : Réseau avec une seule origine et une seule destination

Dans ce réseau, la problématique de la découverte des imprévus ne se pose pas, car tous les véhicules ont la même origine. En d'autres termes, ils ne seront pas confrontés

à la découverte soudaine de nouveaux véhicules devant eux. L'objectif principal ici est d'évaluer l'efficacité de l'affectation selon la prise en compte du système de gestion des intersections. L'analyse de cette évaluation peut révéler des déséquilibres dans l'affectation. Aussi, il peut y avoir plusieurs scénarios d'équilibre qui impliquent des niveaux de saturation différents de l'intersection. Ce réseau offre une formulation claire et une interprétation aisée des résultats, notamment lorsque $l_a \approx l_b$.

Ce réseau est largement utilisé dans la littérature pour démontrer de la pertinence des approches proposées. Etant donné que $l_a \approx l_b$, il est généralement admis que $r_a \approx r_b$, à savoir que les flux affectés doivent être répartis d'une manière quasiment équitable entre les deux choix de route. Cependant, les solutions proposées sont rarement simulées en microscopique, en intégrant la composante régulation du trafic à l'intersection. La prise en compte de la gestion de l'intersection nous a montré que la répartition équitable du flux n'est pas forcément la solution idéale pour ce type de réseau. Au contraire, elle pourrait même être plutôt révélatrice d'une mauvaise estimation du temps d'intersection. Cependant, ces observations doivent être prises avec précaution. Afin de prendre les précautions nécessaires notre étude a pris en compte deux types de systèmes de régulation et deux types de trafic, lors des simulations.

Les deux types de signalisation sont *a*) la signalisation à base de feux à temps de cycle et de phases fixes et *b*) la signalisation à base de pelotons virtuels. La première à base de feux est régulière et ne dépend de la demande. C'est plutôt la répartition des temps de phase qui oriente la demande. La deuxième est conçue pour les véhicules autonomes et connecté. Elle s'adapte à la demande pour fournir le meilleur partage possible de l'intersection (gain de temps de fluidité du trafic). En ce qui concerne la demande, nous avons considéré *a*) un flux homogène et *b*) un flux hétérogène de véhicules. Le flux homogène permet de procéder à une comparaison en utilisant des véhicules présentant des variations de vitesse désirées faibles. La demande hétérogène introduit une catégorie de véhicules roulant à une vitesse moindre, contribuant ainsi à ajuster la demande en fonction des ralentissements qu'ils peuvent engendrer.

Réseau de Grille Mixte (RGM)

Le deuxième réseau de test comporte deux entrées et une destination, comme le montre la figure 4.4. Ce test repose sur la différence des longueurs des segments entre la paire de nœuds $(O_1, 0)$ et la paire de nœuds $(O_2, 1)$. La différence de longueur ($l_{O_1,0} \gg l_{O_2,1}$) est à l'origine de génération de véhicules imprévus pour les véhicules qui arrivent depuis O_1 . Pour pouvoir utiliser pleinement cette configuration, la règle suivante est appliquée aux quatre approches proposées : les véhicules générés dans O_1 ne modifient pas leur itinéraire calculé, seulement après avoir franchis le nœud 1. Les tests sur ce réseau permettent d'évaluer la capacité de méthode simulée à s'affranchir du problème lié aux véhicules imprévus.

A notre connaissance, ce réseau n'est pas présent dans la littérature. Néanmoins, plu-

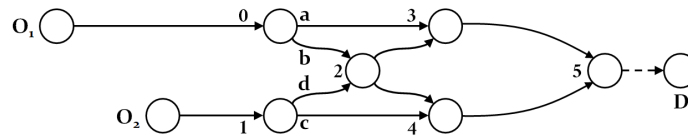


FIGURE 4.4 – RGM : Réseau avec deux origines et une seule destination

sieurs articles présentent des variantes sous la forme de réseaux intermédiaires pour analyser les méthodes proposées. Il existe ainsi plusieurs variantes de ce réseau mais avec de nombreuses intersections. Rappelons que dans notre thèse, les intersections sont simulées en microscopique. Le fait d'augmenter le nombre des intersections pourrait obstruer le problème relatif à la prise en compte des véhicules imprévus. Avec seulement trois nœuds d'intersection (2, 3 et 4), ce réseau permet de compléter l'analyse réalisée à travers le RTE, tout en mettant en exergue les problèmes relatifs aux prévisions de l'augmentation des temps de parcours, à cause de nouveaux véhicules.

Afin de prendre pleinement en compte le phénomène des véhicules imprévus, la régulation aux différentes intersections du réseau est basée sur le système de pelotons virtuels. En effet, certains systèmes de régulation pourraient fausser les résultats ou les rendre difficilement interprétables. Par exemple, une priorité à droite ou un feu de signalisation favorisera un mouvement à un instant donné, ce qui encouragera le suivi de l'itinéraire concerné par le mouvement. Le peloton virtuel gère les mouvements d'une manière équitable. Avec ce système de signalisation, l'évaluation des choix d'itinéraire sera plutôt en fonction de la prise en compte des véhicules imprévus et non pas en fonction des chemins prioritaires.

4.2.3/ SYSTÈMES DE SIGNALISATION

Les deux problèmes soulevés précédemment soulignent l'importance de la prise en compte de la gestion des intersections. En effet, les temps passés aux intersections représentent une partie importante du temps de trajet. La capacité de la voie de segment est limitée par l'intersection en aval. En raison de la gestion de l'intersection, une onde de choc détermine la vitesse à la fois en amont et en aval des segments de l'intersection. Sans une estimation précise du temps d'intersection, l'optimisation de l'itinéraire des véhicules pourrait ne pas être efficace.

Ainsi, la modélisation des systèmes de gestion des intersections a eu une bénéficié d'une attention particulière dans cette thèse. Outre l'utilisation de la simulation microscopique, deux éléments ont été considérés avec soin. Ces éléments sont les suivants :

- Comportement des véhicules au niveaux des connecteurs : Sur les simulateurs mi-

croscopiques de trafic, les connecteurs désignent des portions de route au niveau des nœuds du réseau, liant deux segments de route. La gestion de ces portions de route peut induire des collisions, voire l'accumulation des véhicules les uns sur les autres, ce qui induit un comportement qui n'est pas réaliste. Ce problème est dû au manque de visibilité des véhicules par rapport à l'état du trafic dans les segments suivants (voir le problème de contrôle en boucle ouverte présenté dans [249]).

- Nouvelles approches de régulation du trafic : Les véhicules autonomes et connecté ont inspiré de nouveaux systèmes de régulation aux intersections. Ces systèmes exploitent la connectivité et la commande de trajectoire pour leur permettre de s'autoorganiser afin de d'améliorer les temps de passage aux intersections. De nombreux protocoles ont été proposés pour négocier les passages successifs de deux véhicules autonomes et connectés (voir Fig.4.5). Les protocoles les plus importants dans la littérature sont les suivants selon leur ordre chronologique :
 - Arrêt et Départ [250, 251, 252, 253, 254, 255, 256] : Le deuxième VAC est contraint de s'arrêter en attendant que le premier VAC sorte de la zone de conflit.
 - Réservation [257, 258, 259, 260, 261, 258, 262, 263, 264, 265, 266, 267] : Le premier VAC communique son heure de sortie de la zone de conflit, tandis que le deuxième véhicule la traverse ultérieurement.
 - Peloton virtuel : Le deuxième VAC considère le premier comme un obstacle virtuel et ajuste sa vitesse en conséquence.

L'efficacité de l'intersection ainsi que la stratégie du régulateur de vitesse sont étroitement liées à la gestion de l'accès à la zone de conflit, c'est-à-dire au protocole en place.

Pour représenter à la fois des intersections réalistes (sans collisions à proximité des connexions) et des intersections futuristes adaptées aux VACs, nous avons adopté le protocole basé sur un peloton virtuel (*PV*). Chaque nœud agent du réseau, quelle que soit l'affectation testée, gère l'intersection conformément à ce protocole. Parmi les trois protocoles, c'est celui qui englobe l'ensemble des méthodes de régulation des intersections, qu'il s'agisse des systèmes actuels (feux de signalisation, priorité, cédez le passage, stop) ou des trois autres protocoles. Dans la suite, nous exposons ce protocole avant d'envisager son extension à d'autres modes de régulation des intersections.

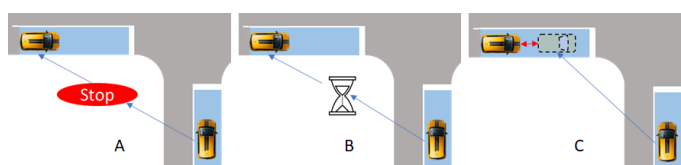


FIGURE 4.5 – Protocoles de signalisation

Peloton Virtuel (PV)

Ce protocole a été initialement introduit par [268, 269] et testé par [251] à l'aide de robots réels. Après la contribution de [270], il est actuellement connu sous le nom de peloton virtuel (*Virtual Platoon*). Il a été proposé pour surmonter les problèmes de sécurité et de sous-estimation des fenêtres de temps soulevés par le protocole de réservation (non-respect du temps de réservation et problème d'interblocage). Au lieu de réserver une fenêtre de temps, les véhicules autonomes et connectés respectent la séquence de passage, en contrôlant leur vitesse. La séquence de passage indique quel véhicule passe en premier, lequel passe en second, et ainsi de suite. La séquence est obtenue à partir d'une Liste Ordonnée de Présence (*LOP*) diffusée à tous les véhicules par l'agent nœud. L'inclusion des véhicules dans la liste et leur ordre déterminent les modalités de régulation que nous discuterons par la suite.

L'agent conducteur lance une requête auprès de l'agent nœud pour être inclus dans la liste. Chaque agent conducteur indique initialement son origine-destination (arc entrant et arc sortant du nœud) et met périodiquement à jour sa position et sa vitesse. L'agent nœud envoie régulièrement la *LOP* à l'ensemble des agents conducteurs. Les véhicules des agents conducteurs sont inclus dans la liste selon des règles données. Chaque agent conducteur identifie, à partir de la liste reçue, les véhicules précédents et les considère comme des obstacles s'ils partagent les mêmes espaces de conflit ou la sortie. Plus précisément, l'agent conducteur considère les obstacles montrés dans la figure 4.6 de la manière suivante :

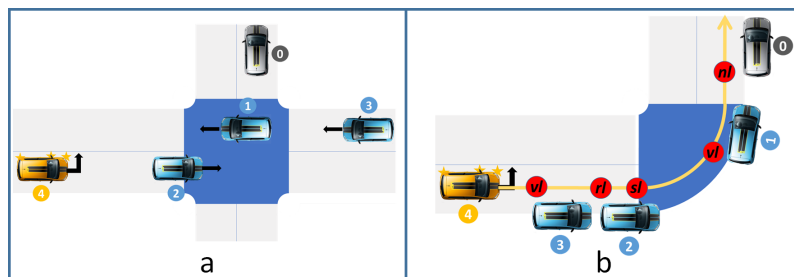


FIGURE 4.6 – Obstacles du protocole de peloton virtuel : a- état du trafic, b-obstacles considérés par le véhicule 4

- Obstacles réels (*Real leader-rl*) : Il s'agit de l'obstacle immédiatement devant le véhicule de l'agent conducteur. Par exemple, le véhicule 2 dans la figure 4.6 est sur la même voie que le véhicule 4. L'agent conducteur du véhicule 4 le considère comme étant un obstacle réel. L'agent conducteur calcule l'accélération de suivi notée u^{rl}
- Obstacles virtuels (*Virtual leader-vl*) : Il s'agit des véhicules en conflits et qui ne sont pas sortis des zones de collision potentiels. Par exemple, dans la figure 4.6, sans aucune régulation de vitesse du véhicule 4, il y a un risque de collision avec les véhicules 1 et 3, si l'un d'eux s'arrête au milieu de l'intersection.

Ainsi, les véhicules 1 et 3 sont considérés comme des obstacles virtuels. Pour chaque véhicule en conflit, l'agent conducteur calcule l'accélération correspondante. Il choisira la valeur minimale des accélérations des obstacles virtuels que nous noterons u^{vl} .

- Obstacle prochain (*Next leader-nl*) : Il s'agit des derniers véhicules ayant quitté l'intersection, mais qui se trouvent à une distance proche de la zone d'intersection. Parmi ces véhicules, seul celui qui est dans la voie de sortie de l'agent conducteur est considéré comme étant un prochain obstacle. Par exemple, le véhicule 0 est le prochain obstacle du véhicule 4. Le véhicule 0 disparaît complètement une fois qu'il est à une certaine distance de l'intersection. Dans la thèse, nous avons considéré cette distance à 30m. L'accélération minimale de l'obstacle prochain est calculée par l'agent conducteur. Nous la désignons par la variable u^{nl} .
- ligne d'arrêt (*Stop line-sl*) : Il s'agit de la ligne qui marque la limite d'accès à l'intersection, comme une ligne d'arrêt, une ligne de cédez le passage ou la zone située à proximité d'un feu de signalisation. Lorsqu'un véhicule n'a pas le droit de pénétrer dans l'intersection, il est tenu de s'immobiliser devant cette ligne. Par conséquent, cette ligne est considérée comme un obstacle, ce qui signifie que la ligne d'arrêt est activée. Dans ce scénario, le conducteur du véhicule calcule l'accélération correspondante, que nous notons u^{sl} .

Afin de pouvoir assurer la sécurité de l'intersection tout en couvrant les différentes modalités de régulation, trois règles ont été appliquées :

- Règle 1 : Si l'agent conducteur ne trouve pas son véhicule présent dans la *LOP*, la ligne d'arrêt est activée comme étant un obstacle avec une vitesse nulle. Avec, $u^{vl} = -\infty m/s^2$ et $u^{nl} = -\infty m/s^2$.
- Règle 2 : Si le véhicule se trouve dans la zone d'observation potentielle (*LOP*), mais que le conducteur du véhicule ne parvient pas à maintenir une distance de sécurité adéquate par rapport à l'un des obstacles virtuels vl , la ligne d'arrêt est considérée comme un obstacle ayant une vitesse nulle.
- Règle 3 : L'accélération finale de l'agent conducteur i est calculée de la manière suivante :

$$a_i(t) = \min\left(u_i^{rl}, \max\left(u_i^{sl}, \min\left(u_i^{vl}(t), u_i^{nl}(t)\right)\right), u_i^d(t), \bar{u}_i\right), \quad (4.1)$$

avec $u_i^d(t)$ et \bar{u}_i désignant les accélérations correspondantes au respect de la vitesse limite et l'accélération maximale du véhicule.

Le protocole à base de peloton virtuel nécessite de définir deux éléments importants qui sont la commande de la trajectoire (modèle de suivi) et le calcul de la séquence (approche d'ordonnement des véhicules dans la *LOP*).

Modèle de suivi

A l'exception de la gestion l'accélération des obstacles réels, le modèle de suivi des différents obstacles aux nœuds utilisé est le *RT – CVC (Reaction Time-based Collaborative Velocity Control* : Contrôle de la Vitesse Collaboratif basé sur le Temps de Réaction) [38]. Ce dernier est conçu pour la commande coopérative dans les intersections [271, 272, 273]. Le choix s'est porté sur cette approche de commande car elle permet d'éviter les collisions au niveau des connecteurs tout en respectant les bornes de décélérations. Grâce à cette approche, il est possible de représenter plusieurs types d'intersections actuelles. De fait, cette fonction de commande, associée aux règles et au calcul de la séquence, est en mesure de représenter l'arrêt complet des véhicules, comme cela se produit face à un feu rouge ou un panneau d'arrêt. De plus, en ajustant la position de la ligne d'arrêt, cette approche de commande permet de modéliser divers systèmes et protocoles de régulation futuristes, comme décrit dans [150]. Cependant, en ce qui concerne les systèmes de régulation futuristes, cette thèse se limite au protocole du peloton virtuel, tout en respectant la géométrie de l'intersection pour déterminer la position de la ligne d'arrêt.

Calcul de la séquence (Politique)

Le concept du peloton virtuel a été employé pour simuler à la fois les modes de régulation actuels et les modes de régulation futuristes.

Séquence pour les systèmes de signalisation actuelle

En ce qui concerne les modes de régulation actuels, l'objectif du peloton virtuel est seulement d'éviter les collisions au niveau des connecteurs. Pour ce faire, le mode de régulation est modélisé en trois étapes. La première étape consiste à considérer le mode de régulation sur la plateforme de simulation microscopique choisie. Dans cette thèse, nous avons utilisé VISSIM. En fonction du mode de régulation, de la géométrie de l'intersection ou de la bifurcation ; les priorités, les lignes d'arrêt et les caractéristiques de la régulation sont déterminées. Par conséquent, le logiciel de simulation microscopique est en mesure de gérer l'intersection de la manière la plus fidèle possible à la réalité. Ainsi, chaque véhicule se voit attribuer une accélération et une vitesse calculées par le simulateur microscopique.

La deuxième étape consiste à associer l'agent nœud aux différents segments de route auxquels il est connecté, ainsi qu'aux agents conducteurs qui contrôlent les véhicules présents. L'agent nœud surveille leurs demandes de droit de passage. Lorsque les véhicules se trouvent à proximité du nœud, c'est-à-dire à une distance inférieure à 30m (la distance étant définie en fonction de la typologie du nœud étudié), ils sont inclus dans la zone d'observation potentielle (*LOP*) conformément au système de signalisation en vigueur. Voici les modalités prises en compte :

- Stop : Le véhicule n'est pas inclus dans la liste tant qu'il n'a pas procédé à l'arrêt complet. Il est inclus à la dernière position de la *LOP* seulement s'il n'existe pas de véhicules dans les voies prioritaires (30m du nœud).

- Cédez le passage et priorités : Les véhicules sont ajoutés dans la liste selon les priorités. Ainsi, le véhicule est ajouté à la dernière position de la *LOP* dès qu'au véhicule prioritaire n'est à proximité (30m du nœud). Notons que l'arrêt complet n'est pas nécessaire.
- Feu vert : Lorsque le feu est au vert, les véhicules sont insérés dans l'ordre où ils se trouvent dans les voies jusqu'à une distance de 30m de la voie. L'accélération relative à la ligne d'arrêt est annulée. Un feu vert peut être attribué à des mouvements parallèles. En cas de virage à gauche, la règle de priorité est appliquée pour donner la priorité au véhicule venant de la droite.
- Feu jaune : Aucun ajout n'est réalisé. La ligne d'arrêt est appliquée à tous les véhicules derrière le connecteur. Ceux qui ne peuvent pas respecter l'arrêt complet (zone de dilemme) passeront pendant le jaune, voire pendant le rouge intégral (temps de sécurité permettant de vider l'intersection).
- Feu rouge : Le véhicule n'est pas inclus. Il doit donc s'arrêter à proximité de la ligne de stop ou derrière l'obstacle réel.

A cette étape, le véhicule a une accélération générée par l'agent conducteur, suite à sa présence et à son ordre dans la *LOP*.

La troisième étape implique la combinaison des deux accélérations, à savoir celle produite par le simulateur et celle calculée par le système multi-agent. Notre approche consiste à retenir la valeur minimale des deux accélérations. De plus, lorsqu'un feu de signalisation passe au jaune, ou lorsque la situation est celle d'un panneau d'arrêt et que le véhicule est à l'arrêt derrière la connexion, ce véhicule est simplement retiré de la zone d'observation potentielle (*LOP*). Son intégration sera prise en compte lors de la prochaine étape de simulation.

Séquence pour le système de signalisation futuriste

En ce qui concerne les modes de régulation futuristes, nous avons seulement considérés le cas de peloton virtuel classique. Ce dernier se présente comme suit :

- Position de la ligne d'arrêt : La ligne d'arrêt se situe au niveau de l'extrémité entrante du connecteur. En d'autres termes, il n'existe pas d'optimisation de l'accélération des véhicules.
- Ajout à la liste de présence : Tous les véhicules qui entrent dans le segment (la contrainte d'observation sur les 30m est supprimée) sont inclus selon leur ordre d'arrivée dans la *LOP*.
- Optimisation de la séquence : Pendant que les véhicules traversent les segments routiers en amont du connecteur, les agents conducteurs entrent en négociation pour établir l'ordre de passage de leurs véhicules au sein de la zone d'observation potentielle (*LOP*), en se concertant entre eux. Une fois qu'un consensus est atteint, ils communiquent cette information à l'agent nœud, qui ajuste ensuite l'ordre en conséquence.

Dans la littérature, divers algorithmes et politiques d'optimisation de la séquence sont

disponibles. Dans notre thèse, nous nous sommes particulièrement intéressés aux politiques, principalement en raison du temps de calcul nécessaire pour une application en temps réel, mais aussi parce qu'elles sont capables de générer des comportements similaires aux solutions optimales ou satisfaisantes obtenues par des méthodes algorithmiques classiques [257, 252, 265]. Parmi ces politiques, nous avons opté pour la Politique du Dégagement Distribué (*PDD*) telle qu'elle est présentée dans [252, 274]. Cette politique s'adapte au flux de véhicules en créant des groupes de véhicules qui traversent l'intersection ensemble. Ces groupes sont formés de manière à favoriser le passage simultané des mouvements non conflictuels ainsi que des véhicules qui suivent la même voie. Cette approche de regroupement des véhicules contribue significativement à réduire les conflits, améliorant ainsi l'utilisation de la zone de conflit.

La *PDD* fonctionne comme le mode bien connu du véhicule actionneur du feu de circulation adaptatif [275, 276]. A la différence avec les feux de circulation, le peloton virtuel permet au *PDD* de définir des phases adaptées (Les phases sont prédéfinies pour les feux de circulation) et des optimisations des temps de parcours car les véhicules ne sont pas obligés de s'arrêter. Ils doivent seulement se suivre comme dans un peloton. La figure 4.8 montre le résultat de négociation à l'aide de *PDD*. Dans la figure 4.8-a, les véhicules sont organisés selon leur ordre d'arrivée. Les lignes de couleur orange montrent, les obstacles virtuels à considérer. Dans la figure 4.8-b, les véhicules sont ordonnés dans la *LOP* selon la politique *PDD*. Deux groupes sont constitués de sorte à minimiser le temps d'évacuation de l'ensemble.

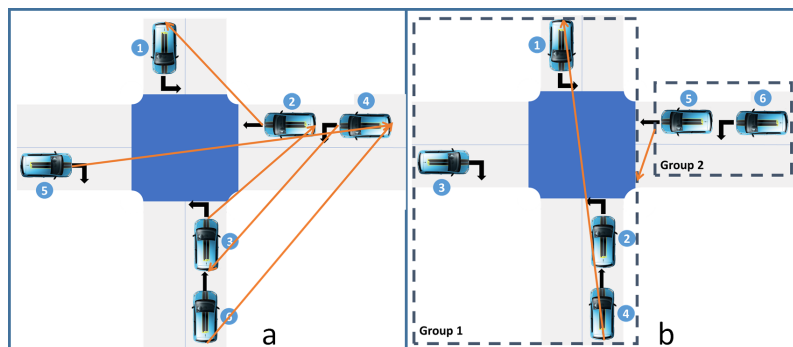


FIGURE 4.7 – Séquence du *PDD* dans le cas du peloton virtuel : a- Situation initiale avec insertion des véhicules selon leur ordre d'arrivée dans la *LOP*, b- Réorganisation de la *LOP* après la négociation des agents conducteurs pour vider l'intersection au plus tôt grâce à la formation de groupes

Signalisation d'une manière générale

Le concept de peloton virtuel a été employé dans toutes les intersections, que ce soit pour éviter des collisions irréalistes ou pour simuler les systèmes de signalisation futuristes, où les véhicules autonomes peuvent communiquer entre eux grâce à des unités *ITS*. Pour éviter toute confusion dans la suite de notre exposé et pour alléger le texte, nous utiliserons l'expression "peloton virtuel" exclusivement pour faire référence à la régulation

future basée sur la politique *PDD*. Lorsque nous évoquerons un système de régulation ordinaire, comme par exemple les feux de circulation, nous utiliserons l'appellation habituelle pour le désigner.

L'application du peloton virtuel permet de réguler une intersection de manière "neutre", c'est-à-dire sans donner la priorité à une voie spécifique. La priorité est accordée à celui qui arrive en premier, à condition que le flux auquel il appartient soit en cours de passage et que le véhicule soit très proche de ce flux. Cette approche permet d'accroître la capacité de l'intersection par rapport à un fonctionnement classique [150]. De plus, la décision d'un agent conducteur de choisir une branche particulière de l'intersection plutôt qu'une autre ne dépend pas uniquement du droit de passage automatique, mais dépend plutôt de la perturbation potentielle due à l'interruption ou à l'interruption d'un flux donné. En conséquence, cette approche de régulation a été privilégiée dans tous les scénarios de test.

Les feux tricolores à temps de cycle et phases fixes ont été utilisés dans le contexte du Réseau de Transport Intelligent (*RTE*) parce qu'à la différence de la régulation neutre du peloton virtuel, les feux ont la capacité d'orienter le flux de véhicules. Les temps de cycle et les phases déterminent le débit autorisé pour chaque branche de l'intersection. En général, lorsque la saturation approche, il devient essentiel de répartir le flux en fonction de la capacité des différentes branches. Dans le cadre du *RTE*, les temps des phases sont conçus pour répartir le flux de véhicules de manière proportionnelle.

4.2.4/ APPROCHE DE TEST : EN RÉSUMÉ

Pour calibrer puis comparer les quatre approches à base d'agents présentées dans le chapitre précédent, nous avons procédé comme suit. Les réseaux et les conditions de circulation sont déployés selon un ordre précis. Chaque approche est testée et comparée selon cet ordre. Elle est calibrée dans le premier réseau, avec différentes conditions de circulation. Dans le cas où les résultats ne sont pas probants, la politique est éliminée à partir du réseau concerné.

Les réseaux testés suivent l'ordre suivant :

- *RTE* avec peloton virtuel et trafic homogène : Ceci vise à évaluer la capacité de l'approche à prendre en compte une régulation du trafic adaptative et neutre.
- *RTE* avec peloton virtuel et trafic hétérogène : Ce réseau révèle la capacité de l'approche à prendre en compte les ralentissements réalisés par les véhicules lents.
- *RTE* avec feu de signalisation et trafic hétérogène : Dans ce réseau les approches doivent permettre d'adapter le flux selon les temps de cycle et de phases des feux.
- *RGM* avec peloton virtuel et trafic hétérogène : Ce réseau met à l'épreuve l'approche face au trafic imprévu.

Plusieurs conditions de flux (demande q^{od}) ont été simulées pour la calibration, avec plusieurs graines de génération de nombre aléatoire. Néanmoins, dans la suite nous discuterons les résultats d'une seule variante de la demande simulée 15 fois avec 15 graines de génération de nombre aléatoire.

Les métriques utilisées pour la comparaison des résultats de simulation sont les temps de parcours moyens, les débits dans chaque itinéraire, la fonction de l'écart relatif R_{gap} et l'écart-type des temps de parcours. En outre, ces résultats sont comparés aux résultats des affectations statique et dynamique à l'équilibre. En ce qui concerne ce dernier point, puisque les affectations à base des approches classiques sont obtenues en termes de débits, la simulation microscopique répartit les véhicules en fonction. Plus précisément, l'agent nuage dispose du résultat de l'affectation. Il oriente l'agent conducteur, selon une probabilité proportionnelle au débit correspondant à son itinéraire.

4.3/ PLATEFORME DE TEST

Pour mener à bien les expériences, nous avons utilisé deux logiciels de simulation et d'affectation du trafic : VISSIM et VISUM. Le premier, VISSIM, est destiné à la simulation microscopique du trafic, tandis que le second, VISUM, est adapté à la simulation macroscopique. Il est important de noter que ces deux logiciels sont compatibles, ce qui signifie que le même réseau peut être transféré de l'un à l'autre. Pour nos besoins, nous avons créé la modélisation dans VISSIM et avons ensuite exporté le réseau vers VISUM. Ceci présente plusieurs avantages, notamment des économies en termes de modélisation et, surtout, garantit que la version macroscopique reflète fidèlement la version microscopique que nous avons simulée. Dans la section suivante, nous décrirons ces deux logiciels qui ont servi de base pour nos travaux d'affectation. Étant donné que nos approches ont été développées pour une simulation sur un modèle microscopique, nous détaillerons spécifiquement comment notre approche basée sur les agents a été intégrée à VISSIM.

4.3.1/ MODÉLISATION MICROSCOPIQUE : VISSIM

VISSIM représente un logiciel de simulation microscopique spécifiquement conçu pour modéliser la circulation dans les environnements urbains. C'est un outil puissant et complexe permettant l'évaluation efficace d'aménagement de la circulation. Il repose sur un modèle de suivi psycho-physique du conducteur développé par R. Wiedemann[277]. VISSIM permet de modéliser non seulement le trafic individuel TI (de véhicules privés : voitures et camions) mais également les piétons et les transports collectifs TC ferrés et routiers. Notre thèse s'est focalisée sur le trafic TI . Les TC se distinguent des TI par la possibilité d'avoir une voie dédiée, des arrêts avec des temps de montées et de des-

centes et des phases de feux dédiées, grâce à la possibilité de communication avec les systèmes de signalisation. Le déroulement du trafic est simulé dans différentes conditions d'affectation des voies de circulation, de composition de véhicules, de régulation des feux et de détection des véhicules *TI* et *TC*. VISSIM permet d'évaluer différentes variantes d'aménagement de voirie et de régulation du trafic pour ce qui est des indicateurs du trafic.

Avant d'aborder l'utilisation de VISSIM comme plateforme de simulation et de comparaison des résultats, nous mettons en exergue les différents cas d'usage qui nous ont conduit à son utilisation.

4.3.1.1/ CAS D'USAGE

VISSIM est généralement mis en œuvre pour résoudre une multitude de problèmes relatifs aux intersections et aux choix des itinéraires. Les cas d'application suivants illustrent les possibilités de mise en œuvre de VISSIM :

- Analyse de la capacité de réseaux à signalisation coordonnée à résorber le trafic : Lorsque la prévision de l'évolution de l'écoulement du trafic n'est pas possible en macroscopique, la simulation microscopique à l'aide de VISSIM permet de générer des diagrammes espace-temps sur les segments routiers pour visualiser les phénomènes d'encombrement et synchroniser la signalisation en fonction.
- Choix de l'aménagement des intersections : VISSIM permet de simuler des réseaux comprenant différents types de carrefours et a pour cela été utilisé pour évaluer l'impact de l'aménagement des carrefours (carrefour régulé par signalisation statique, carrefour giratoire, carrefour régulé par signalisation lumineuse, carrefour à niveau) sur la capacité du réseau pour résorber le trafic. Il permet de comparer plusieurs scénarios, afin de choisir les aménagements les plus appropriés.
- Capacité de carrefours multimodaux : La simulation microscopique permet d'évaluer la capacité du réseau en tenant compte des interactions de chaque carrefour avec les carrefours voisins. Ceci permet d'analyser la capacité de carrefours giratoires mais aussi des nœuds complexes avec des stations *TC* complexes et des priorités aux feux, en tenant compte de l'impact des mouvements de tramways et de bus.
- Evaluation de situations particulières : Grâce à l'affectation dynamique de VISSIM, il permet d'appliquer des mesures en fonction du choix d'itinéraires des véhicules, par exemple dans le cas de systèmes de régulation via *PMV* (panneaux à messages variables) ou de travaux.

Notons-en ce qui concerne le dernier point que l'affectation dynamique de VISSIM a échoué à converger pour le cas du réseau *RTE* régulé avec le peloton virtuel. Ainsi,

toutes les affectations dynamiques analysées sont à la base de VISUM.

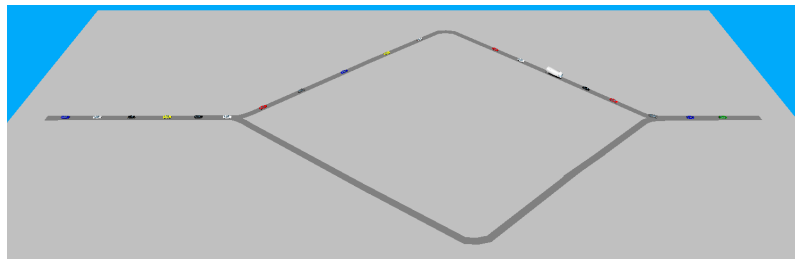


FIGURE 4.8 – Réseau de circulation : Deux routes distinctes qui sont reliées par une seule voie reliant le point d'origine au point de destination. La gestion de l'intersection se fait par le biais de négociations entre les véhicules connectés (V2V) pour définir l'utilisation de l'espace conflictuel

4.3.1.2/ INTERFACE VISSIM

Le système de simulation VISSIM se compose de deux parties qui communiquent via une interface où sont échangées des données de mesure de détecteurs et des états de signalisation. Les résultats de la simulation sont restitués d'une part en temps réel par l'animation du déroulement du trafic sur les interfaces graphiques et d'autre part en temps différé (fin de simulation) sous forme de fichiers contenant différents indicateurs du trafic, tels que les répartitions des temps de déplacement et des pertes de temps, différenciées par groupes d'utilisateurs.

Le modèle des flux de trafic comprend un modèle de véhicules suiveur pour la modélisation des véhicules sur une même voie de circulation et un modèle de changement de voie. La gestion des intersections s'effectue à l'aide d'une interface graphique qui permet l'introduction des lignes de stop, de céder le passage et de définir les priorités au croisement des connecteurs (gestion des priorités à droite). Lors de la définition de ce type de régulation de paramétrer l'étendue de la visibilité peut être paramétrée sinon elle est prise par défaut. La régulation à base de feux de circulation dépend du fait si cette régulation est adaptative ou non. Lorsqu'il s'agit de temps de cycle et de phases fixes, l'interface graphique de VISSIM permet de définir le cycle et les phases de feux selon différentes modalités. Ces modalités intègrent aussi le feu jaune clignotant. Les logiques de régulation adaptatives sont modélisées à l'aide de programmes externes de régulation des feux connectés aux actionneurs (boucles électromagnétiques). Nous avons bénéficié de l'utilisation du module VisVAP pour modéliser l'intégralité du réseau. Dans tous les cas, les feux sont représentés par des lignes d'arrêt qui s'activent en amont des connecteurs ¹.

Notons enfin, qu'en plus des interfaces usuelles de modélisation et d'évaluation des per-

1. Il est important de positionner les lignes de feu en amont des connecteurs sinon il y a un risque que les véhicules passent au rouge

formances, VISSIM offre une interface qui permet d'agir sur les composantes de simulation et d'effectuer des calculs de performance par un programme externe. Cette interface est nommée l'Interface COM. Elle sera présentée dans la suite à travers les variables que nous avons exploitée.

4.3.1.3/ INTERFACE COM DE VISSIM : LANGUAGE DE PROGRAMMATION

Cette introduction vise à préparer le terrain en présentant les variables clés de notre code et les fonctionnalités de l'interface COM de VISSIM que nous avons utilisées pour mener à bien notre travail de simulation de trafic et d'intégration des agents présentés dans le chapitre précédent. Elle servira de base pour une compréhension approfondie des détails de l'implémentation réalisée.

Dans le cadre de notre travail, l'utilisation d'un logiciel de simulation de trafic largement reconnu tel que VISSIM, s'est avérée essentielle pour notre modélisation et nos analyses. Notre code de simulation a tiré parti de l'interface COM (Component Object Model) de VISSIM pour interagir de manière programmatique avec le logiciel de simulation en temps réel. Cette interface nous donne un accès aux fonctionnalités de VISSIM, nous permettant de créer, modifier et contrôler des éléments tels que les scénarios, les réseaux routiers, les véhicules, les capteurs, etc. Grâce à l'interface COM, notre code a pu interagir directement avec VISSIM, ce qui a ouvert de vastes possibilités pour automatiser des tâches de simulation complexes et à mettre en pratique les approches proposées.

L'interface COM de VISSIM prend en charge Microsoft Automation, ce qui permet d'utiliser n'importe quel outil de développement rapide d'applications (RAD), allant des langages de script comme Visual Basic Script ou Java Script aux environnements de programmation tels que Visual C++ ou Visual J++. Dans notre thèse, nous avons utilisé VBA (Visual Basic for Applications) programmé dans une macro Excel. Ce procédé a été choisi pour deux raisons. Le guide d'utilisation de l'interface COM de VISSIM est rédigé avec des exemples en VBA. La deuxième raison réside dans la flexibilité que présentent les fichiers pour le calcul des performances, qu'elles soient effectuées en temps réel ou ultérieurement. En conservant les résultats dans un fichier Excel, il devient aisé de réexaminer ces résultats en vue d'intégrer de nouveaux calculs. Puisque cette approche était principalement empirique dans la modélisation, les feuilles Excel ont grandement facilité l'analyse des données grâce à des manipulations manuelles.

4.3.1.4/ INTERACTION AVEC LES OBJETS DE L'INTERFACE COM

L'interface COM donne accès au modèle d'objet de VISSIM basé sur une hiérarchie stricte d'objets, à savoir il n'est pas possible d'accéder à un objet sans suivre la hiérarchie. VISSIM est l'objet le plus élevé de la hiérarchie. Tous les autres objets lui appartiennent.

Nous avons manipulé les objets Net et Simulation qui se situent directement après VISSIM dans la hiérarchie. Net donne accès aux objets du réseau comme l'objet Links (Segments) et l'objet Vehicles (Véhicules). Ces derniers permettent d'accéder aux informations (en lecture) et de contrôler les paramètres (en écriture) des segments et des véhicules en temps réel lors de la simulation. L'objet Simulation se situe au même niveau que l'objet Net. Il permet la configuration et le contrôle de l'exécution de la simulation. En ce qui concerne l'objet Simulation, nous avons manipulé la graine aléatoire (RandomSeed) de chaque exécution automatique de la simulation ainsi que la période (Period) et la résolution des simulations (Resolution). Le RandomSeed est un entier qui est tiré aléatoirement à chaque nouvelle simulation. La période et la résolution retenues pour l'ensemble des simulations sont respectivement 4000s et 0.2s pour l'ensemble des résultats présentés. Chaque simulation dure plus d'une heure avec 5 séquences par second. Les 400s dernières secondes permettent de vider tout le réseau.

Notons qu'il existe un objet d'évaluation de performance, nommé Evaluation. Cet objet se situe directement après l'objet VISSIM dans la hiérarchie des objets. Nous n'avons pas utilisé cet objet pour éviter les redondances. Nous avons préféré interagir directement avec les objets du Net. Pour l'évaluation des performances, dans toutes les simulations réalisées, l'agent conducteur renseigne le fichier Excel avant sa sortie de son temps d'entrée, son temps de présence et son itinéraire. Aussi, les segments renseignent à chaque tranche horaire leur densité moyenne, leur débit d'entrée et de sortie et leur temps de parcours moyen. Ce dernier paramètre est calculé à partir des moyennes de temps parcours des véhicules qui sont entrés pendant la tranche horaire et présents dans la voie au moment de la fin de la tranche horaire. Dans le cas où aucun véhicule n'est présent sur le segment, nous avons opté pour le temps correspondant à la vitesse maximale (vitesse limite). A partir de ces données, il est possible d'évaluer directement les performances de l'approche, sans avoir recours à l'objet Evaluation.

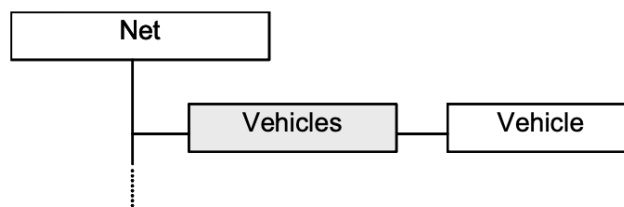


FIGURE 4.9 – Exemple d'objet collection : Vehicles

Les objets Links et Vehicles sont des collections. Les collections servent de conteneur pour des objets individuels et sont utilisés pour énumérer les éléments du réseau (Voir la figure 4.9 pour l'objet collection Vehicles). Ceci nous a permis de lier directement l'objet Net à l'agent nuage, les ensembles de segments adjacents (ensemble de Link) aux agents nœuds et chaque véhicule à un agent conducteur. La communication entre les agents s'effectue soit directement soit à travers les données stockées dans le fichier Excel. Les communications directes sont systématiquement utilisées lorsqu'il s'agit d'in-

teraction en temps réel. Par exemple, l'orientation du véhicule au niveau d'une bifurcation, dans l'approche à base de *PCCN*, est abordée directement sans l'intermédiaire des feuilles de calcul. L'agent nuage informe l'agent conducteur du prochain lien qu'il doit prendre (connecteur). Cet agent, le stocke et l'exécute avant de quitter le segment. Aussi, dans toutes les simulations réalisées, l'agent nœud doit gérer la sécurité des intersections. Pour ce faire, il communique directement avec les véhicules à proximité de l'intersection en ajustant leur accélération. Les communications à travers les Feuilles Excel ont été utilisées pour les analyses à posteriori, afin de lier les différentes phases d'apprentissage, comme dans le cas des approches à base d'*ACM* ou d'*ANI*. Chaque agent conducteur écrit son ID, son *od*, le moment de sa génération, son temps de parcours, sa stratégie, son humeur et sa phase d'apprentissage.

L	E	Variable	Description
X		ID	Numéro d'identification
X		ACCELERATION	Accélération actuelle
X	X	DESIRESPEED	Vitesse désirée
X		ELAPSEDTIME	Temps total dans le réseau [s]
X	X	LANE	Voie actuelle sur laquelle le véhicule est positionné
X		LANECHANGE	TChangement de voie en cours (1=gauche, 0=aucun, -1=droite)
X	X	LENGTH	Longueur réelle du véhicule
X	X	LANE	Voie actuelle sur laquelle le véhicule est positionné
X	X	LINK	Segment actuel sur lequel le véhicule est positionné
X	X	LINKCOORD	Coordonnée x du lien actuel
X		NEXTNODE	Le prochain nœud à parcourir
X	X	SPEED	Vitesse actuelle
X		TOTALDISTANCE	Distance totale parcourue

TABLE 4.1 – Liste des attributs utilisés de l'objet Vehicle

L'agent conducteur agit sur le véhicule et relève les performances associées. Chaque véhicule est associé à un objet Vehicle accessible soit à partir l'objet collection Vehicles soit à partir du segment (LINK) dans lequel il est en train d'évoluer. Les attributs des véhicules sont accessibles, en lecture (L) et parfois en écriture (E). Les attributs utilisés lors des simulations sont présentés dans le tableau 4.1. Notons à partir de ce tableau, qu'il aurait été préférable d'avoir certains attributs en écriture, à savoir l'accélération et le prochain nœud à parcourir. Il a fallu interagir avec le véhicule d'une manière détournée. En ce qui concerne l'accélération, l'agent conducteur modifie la vitesse du véhicule pour l'itération suivante (instant $t + 0.2s$). Pour le choix de route, l'agent conducteur modifie la valeur du LINK et LINKCOORD pour prendre le connecteur approprié. Cette opération est réalisée lorsqu'il est à l'extrémité du segment.

La constitution du réseau, s'effectue de la manière suivante. L'agent nuage constitue un graphe initial représentant le réseau grâce aux attributs des Link. En ayant accès à l'ensemble des segments de la collection LINKS, il identifie les sommets du graphe qui sont des Link connecteurs et fait correspondre aux autres Link les arcs du réseau. Ceci lui permet d'identifier les segments d'origine du graphe et les segments de destination. Un sommet virtuel est associé aux sommets *o* et *d*. L'agent nœud agit sur un ensemble de segments adjacents. Ces actions concernent les véhicules venant des segments entrants et ceux se déplaçant sur les connecteurs. Sa perception couvre aussi les segments sortants pour éviter les collisions. Les agents nœud sont générés automatiquement à partir des attributs des objets Link. Le tableau suivant donne les attributs utilisés. Selon la géométrie de la zone couverte par l'agent nœud, trois types de relations entre les segments sont identifiées. Les deux premières sont la bifurcation (Dispatch) et l'insertion (Merge) qui sont directement calculable du graphe initial du réseau. En fonction des coordonnées des connecteurs (POINTS), l'agent nœud identifie les croisements de sa zone. Une fois les agents nœuds constitués. Le graphe est recalculé par l'agent nuage en affectant les agents nœuds qui gèrent les connecteurs. Le graphe est ainsi utilisé par l'agent nuage qui selon l'approche mettra à jour le poids sur les arcs.

Variable	Description
ID	Numéro d'identification
CONNECTOR	Vrai si le lien est un connecteur
FROMLINK	S'il s'agit d'un connecteur : le numéro du lien d'origine. Sinon 0
FROMLINKCOORD	S'il s'agit d'un connecteur : la distance de la position extrême du connecteur (sens entrant) sur le segment d'origine. Sinon 0
FROMLANE	S'il s'agit d'un connecteur : le plus petit indice des voies connectées du segment d'origine. Sinon 0
LENGTH	Longueur du segment
POINT	Coordonnées X,Y des points constituant le segment
TOLINK	S'il s'agit d'un connecteur : le numéro du lien de destination. Sinon 0
TOLINKCOOR	S'il s'agit d'un connecteur : la distance de la position extrême du connecteur (sens sortant) sur le segment destination. Sinon 0
TOLANE	S'il s'agit d'un connecteur : le plus petit indice des voies connectées du segment destination. Sinon 0

TABLE 4.2 – Liste des attributs utilisés de l'objet LINK (L'unité de distance est par défaut en mètre)

Pour la prise en compte de la signalisation, comme pour les véhicules et les liens, il existe deux objets collections dans VISSIM, l'un pour la signalisation sans feux (StopSigns)

et l'autre pour les feux (SignalControllers). Pour chaque signalisation, VISSIM permet d'identifier le segment (Link) et la position de la ligne d'arrêt sur le segment. Ainsi chaque agent nœud est capable de gérer non seulement la sécurité mais aussi de permettre la réservation selon les modalités de la signalisation. Enfin la génération de véhicules selon la matrice *od* est la mission des agents nœud qui se situent au niveau des sommets virtuels. Il a accès en lecture et en écriture aux débits (VOLUME) des générateurs modélisés manuellement sur les segments d'origine. En résumé, la figure 4.10 donne un aperçu sur les différents objets accessibles depuis l'objet Net. Pour plus de détails, voir le guide sur l'interface COM de VISSIM.

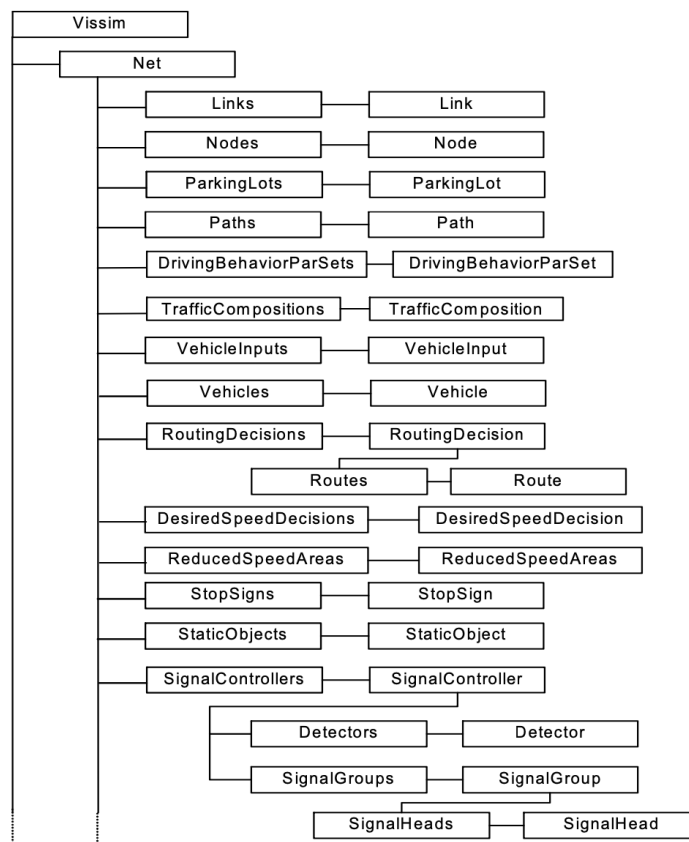


FIGURE 4.10 – Aperçu du modèle

4.3.2/ MODÉLISATION MACROSCOPIQUE : VISUM

La simulation microscopique réalisée à l'aide de VISSIM permet de comparer les quatre approches proposées. Pour pouvoir évaluer notre apport, il est essentiel de comparer nos approches à des méthodes usuels. Pour ce faire, nous avons utilisé le logiciel VISUM.

VISUM [278] est un système de planification des transports qui permet de modéliser la circulation en utilisant l'approche en quatre étapes (Voir la figure 2.6). Il offre une variété de procédures d'attribution du trafic pour les transports individuels (véhicules).

L'une de ces procédures d'attribution choisies pour la comparaison est l'équilibre statique des utilisateurs, également appelé "affectation à l'équilibre". Il s'agit d'une des méthodes d'affectation les plus couramment utilisées dans de nombreuses applications de transport. Cette procédure distribue la demande en suivant le premier principe de Wardrop (voir la définition 1). L'affectation à l'équilibre dans VISSIM calcule la solution initiale en se basant sur une affectation incrémentielle, répartissant la demande de manière proportionnelle sur un nombre défini d'itérations par l'utilisateur. Nous avons fixé le nombre d'itérations à 20. Ensuite, le système recherche des itinéraires alternatifs avec un temps de parcours moindre. Si un nouvel itinéraire est identifié pour une connexion donnée, le système redirige les véhicules vers ce nouvel itinéraire. Ceci a un effet immédiat sur le temps de parcours des véhicules du réseau, c'est pourquoi VISUM doit ensuite recalculer l'état du réseau. La procédure se termine lorsqu'un état d'équilibre est atteint, indiquant qu'il n'y a plus de véhicules à rediriger entre les itinéraires. Nous avons fixé l'écart relatif max à 0.0001. Pour plus de détails sur cette approche, voir la section 2.4.1.

Une autre procédure utilisée dans VISUM pour la comparaison est l'affectation dynamique, qui constitue une affectation dynamique à l'équilibre des usagers de la route. Dans un premier temps, cette procédure calcule le temps de parcours initial du réseau lorsque celui-ci est vide. Ensuite, le système entame une itération externe à la recherche de connexions entre toutes les paires *od*. Dès qu'un itinéraire optimal est identifié, le système tente de dénicher d'autres itinéraires alternatifs. Les temps de parcours pour ces itinéraires alternatifs sont ensuite calculés. Une itération interne démarre ensuite, où le trafic est attribué aux itinéraires conformément à un modèle de choix discret. Au fur et à mesure que le trafic est attribué, le système met constamment à jour les temps de parcours pour tous les itinéraires en fonction des volumes de circulation actuels sur les liens [278]. Cette approche permet au système de choisir différents itinéraires en fonction des paramètres du flux de trafic, dépendant du temps. À la différence de l'affectation statique, cette méthode tient compte des effets de surcharge dans le réseau. Pour plus de détails sur cette approche, voir la section 2.4.2.

Les résultats issus des deux approches de VISUM, sont simulés en microscopique. Pour ce faire, VISUM permet d'extraire l'arborescence de chaque paire de zone *od*. A partir de cette arborescence, la répartition des itinéraires est définie. Cette répartition est utilisée dans VISSIM pour le choix des routes.

4.4/ RÉSULTATS

Dans cette partie, nous présentons les résultats des tests réalisés. Deux catégories de simulations ont été effectuées. La première (**Sélection**) vise à sélectionner des modèles à base d'agents efficaces pour la planification des itinéraires. Pour ce faire, nous avons utilisé deux réseaux élémentaires qui facilitent l'interprétation des résultats. La deuxième

catégorie de test (**Comparaison**) consiste à comparer l'approche proposée avec les deux approches classiques dans un réseau réaliste.

En ce qui concerne la comparaison, plusieurs simulations ont été réalisées avec différentes débits de trafic et graines aléatoires. Dans ce qui suit, nous présentons les résultats avec une demande de trafic 1500vph au niveau du nœud de conflit principal. Le choix de ce chiffre est dû à sa proximité de la saturation de l'intersection. En effet, la capacité de la voie est de 1800vph . Le conflit génère une baisse de la capacité. Lorsque l'affectation n'est pas appropriée, des congestions apparaissent, rendant les temps de trajet instables. Toutes les expériences de simulation ont été menées sur une période d'analyse de 4000s . Enfin, nous proposons une synthèse des résultats de 15 simulations des réseaux *RTE* et *RGM* avec différentes graines aléatoires.

En ce qui concerne la comparaison, nous avons exploité le réseau de taxi robots ou PRT (*Personal Rapid Transit*) de la ville de MASDAR [279]. Au lieu de considérer un nombre constant de taxi robots, nous avons supposé des débits permettant de s'approcher de la saturation du réseau. Les stations et les arrêts de taxis bus sont considérés comme étant les origines et les destinations des taxis robots.

4.4.1/ SÉLECTION : DEUX TRONÇONS CONFLICTUELS (*RTE*)

Le tableau 4.3 montre les résultats de la gestion des pelotons virtuels (*PV*) appliquée au réseau *RTE* avec un trafic homogène. Les véhicules sont générés avec une vitesse aléatoire qui suit une distribution uniforme de vitesse entre 40km/h et 45km/h . La voie *a* (302 m) est légèrement plus longue que la voie *b* (297 m). Avec *MNR*, aucun VAC n'emprunte la route la plus longue. Dans les autres stratégies, le trafic est réparti entre les deux routes. Étant donné que les VACs réservent le nœud en *MNR*, ils prennent en compte le coût de l'intersection. Par conséquent, la meilleure stratégie de jeu est celle jouée par les VAC de l'approche *MNR*. Tous les VACs maintiennent une vitesse moyennement élevée, à savoir d'environ 40.23km/h , plutôt que d'emprunter la voie *a*. D'après le tableau 4.3, dans le cas de la méthode *MNR*, on peut noter que la voie *a* semble être plus attrayante. Les VACs dépenseraient 2s de moins s'ils la choisissaient. Cependant, l'avantage de la voie *a* ne peut pas être exploré à cause de l'intersection avec des VACs qui ont déjà choisi la voie *b*.

PCCN est la deuxième approche proposée en termes d'efficacité. Elle bénéficie des données partagées en temps réel assez précises et correspondent bien à la fonction d'utilité, à savoir le temps de trajet. Chaque véhicule dans *PCCN* agit pour minimiser la fonction objective (fonc.obj) donnée dans l'équation (2.21), en choisissant la route la plus intéressante. Néanmoins, malgré l'équilibre apparent sur les temps de parcours entre les deux choix, la répartition des véhicules ne semble pas tout à fait judicieuse. En effet, la majorité des véhicules a choisi de prendre le tronçon *a*.

En ce qui concerne la méthode *ACM*, il y a une sorte d'équilibre entre les temps de parcours des deux itinéraires. Les VACs ont l'avantage d'apprendre de leurs comportements antérieurs. Dans ce réseau simple, environ 20 simulations ont été nécessaires pour converger. Toutefois, cet apprentissage ne permet pas de libérer les VACs des conflits inutiles. La méthode *ANI* présente les moins bons résultats. La raison principale est que l'évaluation du temps de trajet est basée sur la saturation des liens. Si une liaison est vide, les VACs sont attirés par elle. Cela conduit à des conflits inutiles avec la voie qui est déjà saturée (voir le phénomène présenté dans la figure 4.1).

Les approches classiques *AST* et *ADT* montrent un avantage certain par rapport aux approches par apprentissage. L'approche *PCCN* dont le comportement est voisin de celui des systèmes de navigation donne des résultats proches de ceux obtenus avec les approches classiques. Seule l'approche *MNR* se distingue de toutes les autres approches, avec des résultats très intéressants.

TABLE 4.3 – Comparaison du temps de parcours moyen en *a* et *b* : Résultats des approches appliquées sur un réseau homogène *RTE*

Approches	Temps de parcours moyen <i>s</i>		flux <i>vph</i>	
	a	b	a	b
AST	41.2	40.88	722	778
ADT	41.04	40.57	739	761
PCCN	41.03	40.28	980	520
ACM	45.24	42.92	457	1043
ANI	55.84	44.71	375	1125
MNR	–	39.72	0	1500
Vide	37.83	37.6	0	0

Le Tableau 4.4 examine les six approches en termes d'équité. Tout d'abord, les résultats de la fonction d'écart donnée dans l'équation (2.21) sont présentés pour évaluer le pourcentage de temps perdu en raison d'un choix incorrect (moins équitable). Ensuite, l'écart type du temps de trajet est présenté pour apprécier l'ampleur de la différence de temps de trajet pour l'ensemble des véhicules. Sans surprise, les résultats de *MNR* sont les plus intéressants. Pour *AST*, *ADT* et *PCCN*, les résultats sont similaires. Tous les véhicules des deux approches ont connu un faible temps de déplacement, ce qui suggère un trafic fluide en général. En ce qui concerne l'*ACM* et l'*ANI*, il y a une différence significative entre les temps de déplacement expérimentés par les VACs. Dans le cas de l'*ANI*, les véhicules ont souvent effectué le mauvais choix, comme ils se sont trouvés bloqués (voir le phénomène présenté dans la figure 4.1). En ce qui concerne l'écart type, l'approche *ANI* affiche de meilleures performances que l'approche *ACM*. L'écart type élevé dans l'approche *ACM* est attribuable à la variation du temps de trajet en fonction du moment où le véhicule a été généré. En raison des résultats médiocres de l'approche *ANI*, elle n'a pas été poursuivie par la suite.

Dans nos simulations, nous avons considéré deux types de circulation : la circulation

TABLE 4.4 – Comparaison des approches en termes d'équité

Approches	AST	ADT	PCCN	ACM	ANI	MNR
Fonc.obj	8.4%	8.7%	9.05%	22.49%	43.24%	2.5%
STD	3.1	3.2	3.4	23.06	10.37	1.21

homogène (100% de voitures) ou la circulation hétérogène (10% de camions). Pour la circulation homogène, la vitesse souhaitée des véhicules autonomes connectés (VACs) est uniformément répartie entre 40 *km/h* et 45 *km/h*. Dans la circulation hétérogène, la vitesse souhaitée des camions connectés et autonomes est uniformément répartie entre 25 *km/h* et 30 *km/h*. Nous avons également envisagé deux types de gestion d'intersection. Le premier est appelé le "peloton virtuel (PV)". Le deuxième repose sur les feux de signalisation (*FS*), avec des temps de cycles et de phases fixes. Le temps de cycle est de 60s et les deux phases sont également réparties. Les temps de vert et de jaune de chaque phase sont respectivement de 25s et de 3s pour chaque phase.

TABLE 4.5 – Comparaison du temps de parcours moyen en *a* et *b* : Résultat des approches appliquées sur un réseau hétérogène *RTE*

Scénario	Approches	Temps de parcours moyen <i>s</i>		flux <i>vph</i>	
		a	b	a	b
hétérogène	AST	72.23	68.24	728	772
	ADT	70.87	71.11	742	758
	PCCN	81.47	77.12	728	734
FS	ACM	55.87	51.12	737	712
	MNR	47.07	48.72	706	743
hétérogène	AST	48.36	46.01	731	769
	ADT	47.04	46.05	739	761
	PCCN	55.5	52.1	1012	488
PV	ACM	48.93	46.19	442	1007
	MNR	39.95	43.17	106	1343

Au cours de toutes les simulations réalisées sur le réseau *RTE*, *MNR* montre que les VACs n'empruntent l'itinéraire alternatif que lorsqu'il présente une réelle efficacité. Les résultats de ces simulations, présentés dans le Tableau 4.5 avec un trafic hétérogène, reflètent les observations réalisées pendant la simulation. Les VACs utilisent la voie *a* seulement pour dépasser les camions lorsque cela est possible. De plus, il est à noter que la répartition des VACs est influencée par le signal du feu de signalisation. Lorsque la gestion du trafic est prise en compte, la distribution du trafic entre les deux voies est significativement modifiée, que ce soit dans le scénario *FS* ou dans le scénario *PV*. Dans l'approche *ACM*, les VACs présentent une distribution similaire à celle observée dans *MNR*. Par exemple, dans le scénario *PV*, moins de VACs empruntent la voie *a* par rapport au scénario *FS*. Cependant, il est important de noter que l'absence d'évaluation explicite du coût de l'intersection dans l'approche *ACM* conduit à la génération de conflits onéreux qui affectent négativement la fluidité de la circulation. Ce problème rend l'approche *ACM*

moins efficace dans le scénario *FS*, où les VACs n'ont pas pu complètement maîtriser l'optimisation de l'obtention du feu vert.

Les performances de *PCCN* sont très médiocres, quel que soit le mode de régulation. *PCCN* dirige mal les véhicules, car les VACs sont dirigés vers la voie qui semble la plus attrayante (feu vert, sans camion). Cependant, à leur arrivée, ils sont confrontés à des conditions de trafic défavorables (feu rouge, camion en tête) car l'état de signalisation change au moment où ils approchent. De plus, le camion peut choisir le même itinéraire. Ces mauvais choix se reflètent aussi sur les résultats en termes d'équité (voir tableau 4.6). En raison de ces résultats insatisfaisants, *PCCN* n'est plus maintenu.

TABLE 4.6 – Comparaison des approches en termes d'équité

Scénario	Approches	AST	ADT	PCCN	ACM	MNR
hétérogène FS	Fonc.obj	12.16%	11.7%	32.05%	22.49%	6.37%
	STD	22.4	21.9	21.4	23.06	14.32
hétérogène PV	Fonc.obj	8.01%	8.2%	31.06%	21.%	4.45%
	STD	8.87	9.1	24.07	22.01	6.81

4.4.2/ SELECTION : DEUX ORIGINES CONFLICTUELLES (*RGM*)

Nous présentons, ci-après, les résultats les plus significatifs concernant le problème de prévision de véhicules, dans le tableau 4.7. Le réseau présenté à la figure 4.4 est utilisé à cette fin. La somme des flux de trafic générés aux nœuds O_1 et O_2 est égale à 1500vph . Comme le montre le tableau 4.8, le flux de trafic était variable. Pour toutes les méthodes, les VACs n'ont emprunté seulement les itinéraires suivant :

- Itinéraire *a* (667m) : il passe exclusivement par les nœuds suivants :
 $O_1 \rightarrow 0 \rightarrow 3 \rightarrow 5 \rightarrow D$
- Itinéraire *b* (672m) : il passe exclusivement par les nœuds suivants :
 $O_1 \rightarrow 0 \rightarrow 2 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow D$
- Itinéraire *c* (564m) : il passe exclusivement par les nœuds suivants :
 $O_2 \rightarrow 1 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow D$
- Itinéraire *d* (500m) : il passe exclusivement par les nœuds suivants :
 $O_2 \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 5 \rightarrow D$

Aucun VAC n'a trouvé l'opportunité de dépasser les autres VACs, que ce soit de l'intersection 0 à l'intersection 3 ou de l'intersection 1 à l'intersection 4. À partir du Tableau 4.7, on peut constater qu'il existe un écart plus important entre les temps de parcours des itinéraires alternatifs que celui observé dans les simulations sur le réseau *RTE* (voir Tab.4.5). On peut noter, encore une fois, que l'approche *MNR* donne les résultats les plus intéressants. Aucun VAC ne choisit l'itinéraire alternatif *d*. Cela est principalement dû à la réservation réelle des intersections par les VACs. Le choix entre les routes *a* et *b* résulte de la compétition entre les VACs réels et virtuels pour réserver les intersections

TABLE 4.7 – Comparaison des temps de parcours moyens sur le réseau hétérogène *RGM*

Méthodes	Temps de parcours moyen s				flux vph			
	a	b	c	d	a	b	c	d
AST	95.99	102.99	80.99	87.20	472	240	455	304
ADT	93.02	101.16	83.12	89.56	476	236	463	297
ACM	120.66	115.25	83.19	105.74	337	375	396	364
MNR	81.47	89.14	63.33	–	585	127	760	0
Vide	56.45 (667m)	56.99 (672m)	47.80 (564m)	42.41 (500m)	0	0	0	0

2, 3 et 4. Les résultats obtenus avec *AST* et *ADT* sont également très intéressants. L'approche *ACM* converge vers des temps de trajet déséquilibrés pour les VACs générés à l'intersection O_2 . Il convient de rappeler que l'approche *ACM* est une approche à base d'apprentissage. Les CAVs n'étaient en mesure d'apprendre le meilleur chemin malgré un taux de CAV contents d'environ 95%.

TABLE 4.8 – Flux de trafic dans la simulation présentée de *RGM*

Nœuds	Intervalle de temps de simulation $10^3 s$			
	$t \in [0, 1.2)$	$t \in [1.2, 2.4)$	$t \in [2.4, 3.6)$	$t \in [3.6, 4)$
O_1	750	300	1200	0
O_2	750	1200	300	0

Afin de synthétiser les résultats de simulation des VACs dirigés par MNR, nous présentons l'analyse de 15 résultats de simulation, chacun comportant 1500 véhicules hétérogènes par heure partageant un nœud conflictuel géré par *PV*. Chaque simulation est effectuée avec une nouvelle graine aléatoire. L'analyse évalue :

- Critère d'équilibre : la différence entre les temps de parcours des itinéraires alternatifs.
- Critère de précision : la différence entre le temps réservé et le temps réel de passage du nœud.

Le critère d'équilibre est calculé à chaque minute de la simulation. Si aucun VAC n'emprunte un itinéraire alternatif, la valeur est ignorée.

Sur l'ensemble des 15 simulations d'*RTE*, nous avons obtenu une différence moyenne de temps de parcours entre les routes *a* et *b* de $1,38 \pm 1,71 s$. Pour un nombre similaire de simulations dans le réseau *RGM*, nous avons obtenu une différence moyenne de temps de parcours entre les deux itinéraires alternatifs de $1,22 \pm 3,8 s$. La différence entre le temps réservé et le moment exact d'entrée des VACs dans le réseau *RTE* est de $4,7 \pm 3,74 s$, tandis que dans le réseau *RGM*, elle est de $9,3 \pm 5,19 s$. Ces différences sont bien plus précises par rapport à celles basées sur le modèle VISUM (*AST* et *ADT*), qui sont de l'ordre de $12,0 \pm 9,56 s$ et de $32,54 \pm 9,94 s$ pour le réseau *RTE* et le réseau *RGM*, respectivement. Il convient de rappeler qu'il est difficile de prédire le moment exact de

passage des VACs à l'intersection lorsqu'elle est gérée par *PV*.

Le tableau 4.10 montre les résultats en termes d'équité des trajets. Il est évident que l'approche par apprentissage *ACM* ne parvient pas à une solution équilibrée. Ces résultats montrent la supériorité de l'approche *MNR*, non seulement vis-à-vis de l'approche par apprentissage mais aussi par rapport aux approches existantes. Ainsi dans la suite, parmi les quatre approches, seule l'approche *MNR* sera retenue.

TABLE 4.9 – Comparaison des approches en termes d'équité

Approches	AST	ADT	ACM	MNR
Fonc.obj	11.95%	11.76%	31.15%	9.6%
STD	26.2	24.76	46.62	14.53

Enfin, notons que les résultats présentés dans les tableaux 4.4, 4.6 et 4.4, de la fonction objective ainsi que l'écart-type sont très élevés par rapport à ce qui est généralement proposé dans la littérature. Nous avons réalisé le choix de les calculer en microscopique pour chaque véhicule au lieu de nous baser sur des moyennes de temps de parcours. Pour illustrer cette différence, prenons le calcul à base de VISUM avec des plages horaires de 15 minutes. la fonction objective vaudrait 0.1% pour l'affectation dynamique du trafic homogène dans le réseau *RTE* avec la signalisation *PV*.

4.4.3/ COMPARAISON : RÉSEAU RÉALISTE (LA VILLE DE MASDAR)

MASDAR City, une ville modèle à zéro émission, est en train de mettre en place un système de transport personnel à la demande entièrement automatisé, appelé *PRT* (Personal Rapid Transit), pour répondre à ses besoins de transport intracités. C'est une ville qui est en cours de construction à Abu Dhabi aux Émirats arabes unis, et qui a pour vocation de devenir un cluster technologique axé sur les énergies renouvelables. À ce titre, elle impose des normes strictes en ce qui concerne les émissions de gaz à effet de serre. L'objectif est d'en faire la première ville au monde à fonctionner sans émissions de carbone ni déchets, en étant entièrement alimentée par des sources d'énergie renouvelable, comme l'indique la référence [280]. Ce projet de développement s'étend sur une superficie de 7km^2 et est prévu pour accueillir 50000 résidents et 40000 navetteurs une fois achevé.

La figure 4.11-A illustre le réseau routier de la ville de MASDAR, qui est composé de voies à sens unique, d'arrêts, d'un dépôt et de dix parkings pour les véhicules. Notre intérêt s'est porté principalement sur le dépôt et l'ensemble des parkings représentés par des rectangles bleus. En particulier, les stations *PRT9* et *PRT10* ont été regroupées comme appartenant à une même zone desservie par les taxis robots selon les opportunités. À l'exception de ces deux stations (*PRT9* et *PRT10*), le dépôt ainsi que chaque station ont été considérés comme à la fois une origine (*o*) et une destination (*d*). En d'autres termes,

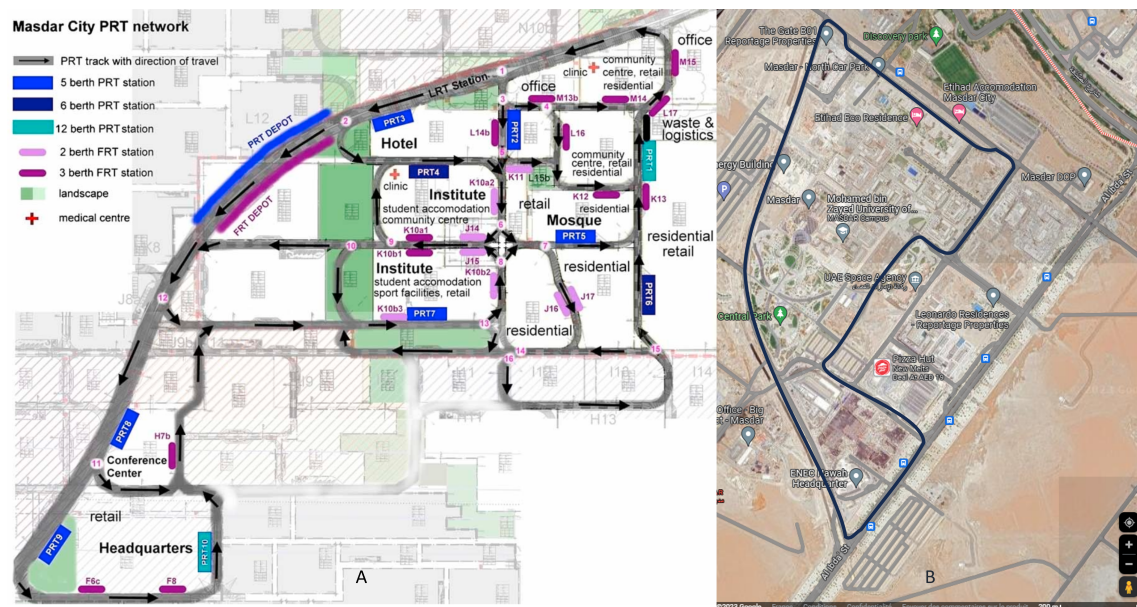


FIGURE 4.11 – Réseau de transport de la ville de MASDAR [280]

le dépôt et les huit autres stations ont été associés à neuf zones distinctes, ce qui signifie qu'au total, dix zones ont été prises en compte.

La modélisation du réseau a commencé par une échelle globale sur VISSIM, où la carte du réseau routier a été comparée au périmètre du réseau identifiable à partir de la vue satellite de Google Maps (voir la figure 4.11-B). Les taxis-bus ont été modélisés en utilisant des véhicules conventionnels, comme le montre la figure 4.12-C. Leur vitesse désirée a été répartie uniformément entre 28km/h et 32km/h . Cette distribution de vitesse est motivée par plusieurs facteurs, tels que l'état de charge de la batterie et les conditions d'entretien du véhicule, malgré leur caractère autonome. Une autre raison est de permettre l'application des trois approches sur des véhicules sans faire d'hypothèses fortes sur leur comportement. La gestion des intersections a été définie comme suit : lorsque le véhicule quitte la zone, il est soumis à un arrêt. Sinon, il doit céder le passage aux véhicules venant de la droite. Une fois le modèle de la route est construit à l'échelle microscopique, il est exporté vers VISUM, comme illustré dans la figure 4.12-A et B.

L'objectif de ces modèles n'est pas de reproduire la situation réelle de MASDAR. D'une part, nous ne disposons pas de suffisamment d'informations à ce sujet. D'autre part, notre but principal est de comparer les trois approches. Pour ce faire, nous avons défini la demande de trafic comme suit. La zone du dépôt génère un débit de 540vph et attire également un débit de 540vph , ce qui signifie que pour chaque origine (o) ou destination (d) située au dépôt, nous avons $q^{od} = 60\text{vph}$. Pour tous les autres couples origine-destination (od), nous avons fixé $q^{od} = 40\text{vph}$. Cela donne un total de 3960 déplacements par heure.

Les moyennes des résultats des trois approches sont résumées dans le tableau 4.10.

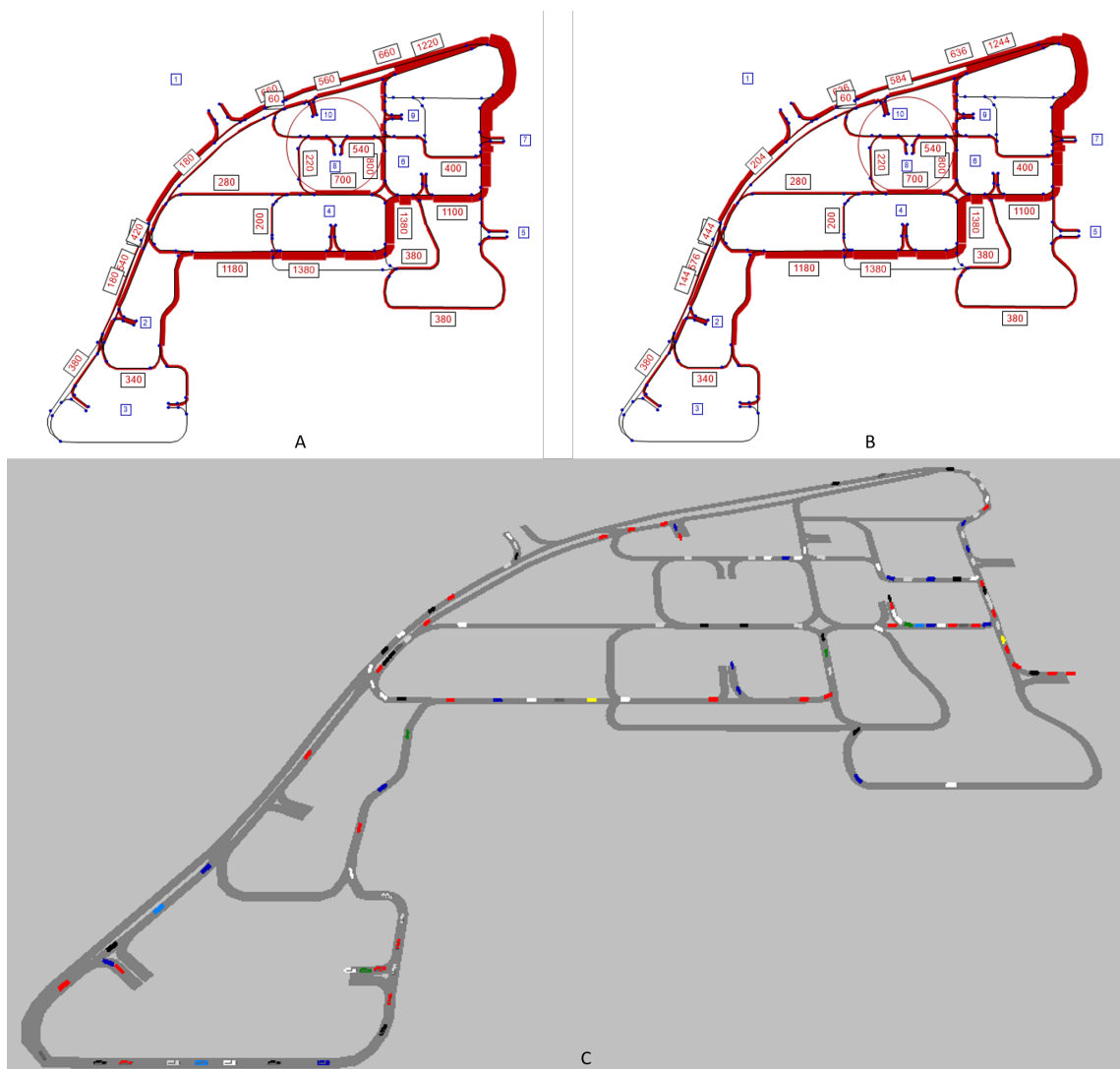


FIGURE 4.12 – Utilisation de la plateforme logiciel pour le cas de MASDAR : A-B : Affecation *ADT* et *AST* à base de VISUM, C- Simulation des résultats sur VISSIM

Les différences entre les trois approches en termes d'écart ne sont pas très significatives. De même, en ce qui concerne l'écart type moyen. Les trois approches connaissent des moments de forte saturation, en particulier au niveau des accès *PRT 1*, *PRT 5* et *PRT 7*. Certains taxis robots rencontraient des difficultés pour accéder au réseau, ce qui rallongeait leur temps de trajet. Il convient de noter cependant un léger avantage pour l'approche *MNR*. Cet avantage se manifeste de manière plus importante sur la somme des temps de tous les trajets.

Les écarts-types issus des simulations sont affichés dans le tableau 4.11. Il convient de noter que certaines graines de simulation ont conduit les trois modèles à des situations de saturation importante, ce qui explique les valeurs élevées des écarts types.

TABLE 4.10 – Comparaison des moyennes des résultats des approches appliquées à MASDAR

	AST	ADT	MNR
\sum des temps de parcours (<i>min</i>)	36200.32	36716.06	30868.87
Fonc.obj	15.01%	14.81%	12.15%
STD	29.2	28.12	25.03

TABLE 4.11 – Comparaison des écarts types des résultats des approches appliquées à MASDAR

	AST	ADT	MNR
\sum des temps de parcours (<i>min</i>)	1995.62	1795.31	1129.77
Fonc.obj	3.52%	3.67%	2.84%
STD	4.53	3.91	3.95

4.5/ CONCLUSION

Dans le chapitre précédent, nous avons exposé quatre approches qui découlent des diverses expérimentations menées tout au long de la thèse. Ces approches sont caractérisées par des interactions entre les agents conducteurs, les agents nœuds, et l'agent nuage, mais elles reposent sur des stratégies distinctes. Pour évaluer ces différentes stratégies, nous avons employé la simulation microscopique du trafic, dans laquelle chaque composant du système de transport est considéré comme un agent capable d'interagir en temps réel avec les autres agents, comme cela a été expliqué dans le chapitre précédent.

Dans ce chapitre, nous avons mis en lumière deux problèmes significatifs qui compromettent la possibilité de calculer en temps réel des itinéraires à la fois équilibrés et efficaces. Ces problèmes ont motivé notre démarche d'examiner deux réseaux routiers simples, permettant ainsi de sélectionner les approches les plus prometteuses. Ces réseaux ont facilité une interprétation claire des résultats et ont permis de mettre en évidence les difficultés liées aux choix effectués. En combinant ces réseaux avec des systèmes de signalisation, nous avons pu éliminer les stratégies inefficaces. En fin de compte, parmi les quatre stratégies examinées, l'approche *MNR* est celle qui a réussi à surmonter les deux problèmes identifiés.

Nous avons comparé toutes les simulations aux résultats de l'affectation statique et dynamique, en utilisant la simulation microscopique. Nous avons employé deux logiciels de référence dans le domaine de la gestion du trafic, VISUM et VISSIM, pour évaluer les résultats. De plus, nous avons réalisé des simulations et comparaisons avec l'approche *MNR* sur le réseau réel de la ville de MASDAR afin de valider notre approche. Les résultats obtenus sont encourageants et invitent à tester l'approche *MNR* sur plusieurs réseaux réels pour confirmer la reproductibilité des résultats. Ils invitent aussi à

étendre cette approche pour mieux réorienter le trafic en général.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

5.1/ CONCLUSION

L'objectif de ce travail est de fournir des itinéraires en temps réel équitables (équilibrés) et optimisés pour les véhicules autonomes et connectés. Notre approche repose sur l'utilisation d'une approche à base d'agents pour exploiter les interactions entre les divers acteurs des systèmes de transports intelligents. Pour ce faire, nous avons dû répondre aux interrogations suivantes :

- Interrogation 1 : Qu'est-ce que l'affectation en temps réel ? Il s'agit de la gestion efficace de la répartition des véhicules sur un réseau routier en constante évolution, en prenant en considération les conditions de circulation actuelles. L'un des points cruciaux de cette question est de définir les trajets les plus performants pour les véhicules autonomes et connectés en se basant sur les données de trafic en temps réel.
- Interrogation 2 : Comment peut-on améliorer l'affectation en temps réel du trafic pour les Véhicules Autonomes et Connectés (VACs) ? Il s'agit de fournir une estimation précise des temps de trajet. Il est évident que les modèles de segments routiers sont souvent performants pour cette estimation, cependant, des difficultés persistent au niveau des intersections. L'estimation des temps d'intersection implique des défis liés à la prédiction et à l'anticipation des conditions de circulation dans ces points particuliers du réseau. Ces points constituent les zones nodales du réseau.
- Interrogation 3 : Pour répondre au défi posé par l'interrogation 2, certaines études antérieures se tournaient vers l'approche consistant à saturer le réseau routier et à effectuer plusieurs itérations pour estimer les temps d'intersection. Cependant, il est important de noter que cette méthode n'est pas pertinente pour le traitement et l'optimisation des itinéraires en temps réel sur le réseau routier.
- Interrogation 4 : Comment peut-on tirer parti de la connectivité ? Pour résoudre cette question, il était opportun de concevoir une approche basée sur des agents connectés qui partageront des données en temps réel afin de prendre des

décisions judicieuses en matière de choix d'itinéraires.

Pour aborder l'interrogation 4, le chapitre 3 se consacre à l'exploration d'approches basées sur des agents pour l'affectation dynamique du trafic. Les sections 3.3.3.13.3.3.23.3.3.33.3.3.4 présentent en détail notre proposition basée sur un système multi-agents. Ces méthodes de résolution de problèmes impliquent la modélisation de plusieurs types d'agents, notamment l'agent véhicule, l'agent nœud, et l'agent nuage, qui sont interconnectés et interagissent les uns avec les autres. Ces approches reposent sur un modèle microscopique dans le but d'obtenir une estimation précise des temps d'intersection, pour répondre au défi soulevé par l'interrogation 2.

Le chapitre 2 se penche sur les divers modèles de trafic en réponse à l'interrogation 2. La section 2.2.2 met en avant la modélisation microscopique, qui prend en considération les interactions entre les véhicules à l'échelle individuelle et fournit des prévisions détaillées des conditions de circulation aux intersections. Pour résoudre le défi de l'estimation des temps d'intersection (Préoccupation 2), la section 3.3.3.4 présente une approche basée sur la réservation, consistant à attribuer des créneaux horaires spécifiques aux véhicules. Les agents conducteurs réservent un moment précis pour traverser une intersection ou emprunter un segment de route, réduisant ainsi les conflits et améliorant la fluidité de la circulation. Cette méthode repose sur la communication entre les véhicules, les feux de signalisation et le système de gestion du trafic, permettant une coordination efficace des déplacements.

Dans le chapitre 3, la problématique liée à l'interrogation 3 a été résolue. La section 3.3.3.4 introduit le concept de génération de véhicules virtuels pour une anticipation précise du trafic. Cette génération permet de prendre en compte les flux de circulation à venir, en utilisant des modèles de simulation qui simulent le comportement de ces véhicules virtuels aux nœuds. Ces simulations permettent d'anticiper les conditions de circulation et de prévoir les évolutions du trafic, ce qui s'avère précieux pour la gestion et l'optimisation des itinéraires sur le réseau routier.

Pour examiner l'affectation en temps réel (Interrogation 1), les chapitres 2 et 3 présente un état de l'art sur des approches plus avancées, y compris les algorithmes d'optimisation, les modèles de simulation et les techniques d'apprentissage, utilisées pour prendre des décisions appropriées en temps réel. L'objectif est d'améliorer la gestion du trafic routier en assurant une répartition efficace et équilibrée des véhicules autonomes et connectés.

En conclusion, cette thèse démontre qu'il est possible de calculer des itinéraires équitables et optimisées en temps réel des véhicules autonomes et connectés, en ayant une mesure précise du temps de parcours. Grâce à l'approche de réservation des nœuds (*MNR*), il est possible d'améliorer considérablement les choix d'itinéraires et aboutir à de meilleurs résultats en termes de performances de trafic. Les différentes simulations réalisées en microscopique montrent d'une manière évidente que plusieurs situations

proches de l'équilibre sont possibles. Parmi les différentes approches de la littérature, *MNR* donne les meilleurs résultats.

5.2/ PERSPECTIVES

Ces résultats encourageants ouvrent de nouvelles perspectives de recherche. Ces perspectives concernent à la fois l'affectation du trafic d'une manière générale et aussi l'optimisation des itinéraires des véhicules autonomes et connectés en particulier.

— L'hypothèse fondamentale des modèles d'affectation dynamique considère des conducteurs profondément égoïstes mais ayant besoin d'interagir avec d'autres pour améliorer leur temps de trajet. En utilisant des systèmes multi-agents, la thèse part de cette hypothèse pour modéliser le comportement des conducteurs. Cependant, au lieu de considérer les interactions entre les agents conducteurs au niveau de la route, leurs interactions sont modélisées au niveau des nœuds du réseau. C'est là, en effet, qu'ils sont en conflit et trouvent l'opportunité de prendre des itinéraires alternatifs pour éviter un temps de trajet plus long. En conséquence, dans le réseau simulé, l'approche *MNR* surpasse toutes les méthodes comparées. Les performances exceptionnelles de l'approche *MNR* posent un problème du point de vue conceptuel de l'affectation dynamique. Bien qu'il soit vrai que l'équilibre soit atteint, la question est la suivante : les conducteurs humains peuvent-ils performer aussi bien que les véhicules autonomes et connectés dans l'approche *MNR* ? Dans le monde réel, les conducteurs manquent sérieusement d'informations sur leurs chances de passer à travers une intersection à un moment donné. Ils peuvent essayer d'estimer grossièrement s'ils peuvent passer avant un camion à la prochaine intersection, mais leurs chances de réussite diminuent considérablement en cas de visibilité réduite. En conséquence, deux aspects suivants méritent d'être approfondis :

- Amélioration du modèle de conducteur humain : L'approche proposée de l'affectation dynamique peut être améliorée en tenant compte de l'ignorance du conducteur humain. A l'instar de l'affectation stochastique dans l'affectation statique, il est possible de généraliser l'approche *MNR* en modélisant l'estimation approximative effectuée par le conducteur humain. Par exemple, l'agent nœud estime précisément le temps, mais l'agent conducteur ajoute une valeur aléatoire lorsqu'il compare les nœuds alternatifs. La valeur aléatoire suit la distribution de son ignorance. En conséquence, si la différence entre les temps de trajet de deux itinéraires n'est pas significative, les probabilités de choisir l'itinéraire optimal et l'itinéraire alternatif seront proches.
- Application mobile et véhicules autonomes connectés : Avec la généralisation des applications mobiles, *MNR* est une bonne approche pour améliorer les

conditions de circulation et, par conséquent, l'efficacité énergétique. *MNR* évite l'utilisation insensée d'itinéraires qui finiraient par ralentir la circulation globale en raison de conflits inutilement générés. Pour obtenir un tel résultat, des systèmes de gestion du trafic connectés aux intersections sont nécessaires. Cela est principalement en cours, grâce au développement de *GLOSA*. Le *MNR* est également adapté aux véhicules connectés et autonomes. Associé à une approche de prévention des blocages, *MNR* peut être étudié pour améliorer les performances du *PRT* avec une gestion décentralisée de l'acheminement et de la signalisation des pod-cars.

- En ce qui concerne le calcul des itinéraires des VACs, l'approche *MNR* peut être étendu comme suit :
 - Coût généralisé des trajets : il serait intéressant d'étendre l'approche *MNR* pour considérer d'autres facteurs de coût de trajets. En effet, dans l'approche proposée, nous nous sommes intéressés seulement au temps de trajet. Les optimisations des itinéraires en considérant la pollution générée ou l'énergie consommée sont aussi des options tout à fait intéressantes pour les usagers et les villes actuelles. En effet, la minimisation de la consommation de l'énergie ou d'émission de polluant pourront avoir une répercussion directe sur le choix des usagers. Ceci pourra être réalisé en définissant un coût généralisé. Il est possible aussi d'exploiter les heuristiques lors des réservations, et proposer les itinéraires aux usagers selon leurs préférences.
 - Chaîne de déplacements : Dans cette thèse, nous avons abordé le problème d'affectation avec des véhicules ayant seulement une origine et une destination. Il est possible d'étendre l'approche pour des chaînes de déplacement qui se modifient en temps réel. Ceci pourrait nécessiter des techniques plus élaborées d'estimation des temps de réservation des nœuds du réseau. Plus précisément, à l'instar des réservations des véhicules virtuelles, il est possible de considérer des réservations probabilistes des trajets des VACs réels. Ces réservations se confirment en s'approchant des nœuds du réseau.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Arthur Pigou. *The economics of welfare*. Routledge, 2017.
- [2] John Glen Wardrop and James Ivor Whitehead. Correspondence. some theoretical aspects of road traffic research. *Proceedings of the institution of civil engineers*, 1(5) :767–768, 1952.
- [3] SAE SAE. Surface vehicle recommended practice. *(R) Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles*, 2021.
- [4] Babak Mafakheri, Stefania Bartoletti, Omid Semiari, and Alessandro Bazzi. On the performance of the ieee 802.11p/bd sensing procedure under co-channel c-v2x interference. In *2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall)*, pages 1–6, 2021.
- [5] Daniel Delling, Peter Sanders, Dominik Schultes, and Dorothea Wagner. Engineering route planning algorithms. In *Algorithmics of large and complex networks : design, analysis, and simulation*, pages 117–139. Springer, 2009.
- [6] BD Greenshields, JR Bibbins, WS Channing, and HH Miller. A study of traffic capacity. In *Highway research board proceedings*, volume 1935. National Research Council (USA), Highway Research Board, 1935.
- [7] Louis A Pipes. An operational analysis of traffic dynamics. *Journal of applied physics*, 24(3) :274–281, 1953.
- [8] Ludovic Leclercq. *Modélisation dynamique du trafic et applications à l'estimation du bruit routier*. PhD thesis, Lyon, INSA, 2002.
- [9] S Rakytska, O Kambur, and O Zhus. The socio-economic efficiency of computer-integrated transport modelling. In *IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*, volume 1141, page 012011. IOP Publishing, 2021.
- [10] Cristian Toşa, Dago Antov, Gavril Köllő, Harri Rõuk, and Marek Rannala. A methodology for modelling traffic related emissions in suburban areas. *Transport*, 30(1) :80–87, 2015.
- [11] Nathan H Gartner, Carroll J Messer, and Ajay K Rathi. Revised monograph on traffic flow theory. *TRB Special Report*, 165, 1992.

- [12] Nicholas J Garber and Lester A Hoel. *Traffic and highway engineering*. Cengage Learning, 2018.
- [13] Simon Cohen. *Ingénierie du trafic routier. Eléments de théorie du trafic et applications*. 1990.
- [14] Oliver Kutz, Carsten Lutz, Frank Wolter, and Michael Zakharyashev. E-connections of abstract description systems. *Artificial intelligence*, 156(1) :1–73, 2004.
- [15] Samia Smaili. *Modélisation et commande d'un système de trafic multimodal*. PhD thesis, Université d'Evry-Val d'Essonne, 2012.
- [16] Donald R Drew. Traffic flow theory and control. Technical Report 467, 1968.
- [17] Jerald Greenberg. Studying organizational justice cross-culturally : fundamental challenges. *International Journal of Conflict Management*, 12(4) :365–375, 2001.
- [18] Robin T Underwood. Speed, volume, and density relationship : Quality and theory of traffic flow, yale bureau of highway traffic (1961) 141–188. *New Haven, Connecticut*, page 100, 2008.
- [19] Hassane Abouaïssa, Michel Fliess, Violina Iordanova, and Cédric Join. Vers une caractérisation non linéaire d'un réseau autoroutier. 2011.
- [20] Carlos F Daganzo. A continuum theory of traffic dynamics for freeways with special lanes. *Transportation Research Part B : Methodological*, 31(2) :83–102, 1997.
- [21] Carlos F Daganzo. A behavioral theory of multi-lane traffic flow. part i : Long homogeneous freeway sections. *Transportation Research Part B : Methodological*, 36(2) :131–158, 2002.
- [22] SC Wong and GCK Wong. An analytical shock-fitting algorithm for lwr kinematic wave model embedded with linear speed–density relationship. *Transportation Research Part B : Methodological*, 36(8) :683–706, 2002.
- [23] Toru Seo, Alexandre M Bayen, Takahiko Kusakabe, and Yasuo Asakura. Traffic state estimation on highway : A comprehensive survey. *Annual reviews in control*, 43 :128–151, 2017.
- [24] Transport for London. Traffic modelling guidelines, version 4.0 : Part b – modelling guidance, 2021.
- [25] Rahmi Akçelik and Nagui M Roupail. Estimation of delays at traffic signals for variable demand conditions. *Transportation Research Part B : Methodological*, 27(2) :109–131, 1993.

- [26] Rafał Kucharski and Arkadiusz Drabicki. Estimating macroscopic volume delay functions with the traffic density derived from measured speeds and flows. *Journal of Advanced Transportation*, 2017, 2017.
- [27] Heinz Spiess. Conical volume-delay functions. *Transportation Science*, 24(2) :153–158, 1990.
- [28] LRET UTBM-UFC-INRETS. Fuel cell systems for electrical vehicles : Solutions, modelling and test benches design.
- [29] Tie-Qiao Tang, Lou Caccetta, Yong-Hong Wu, Hai-Jun Huang, and Xiao-Bao Yang. A macro model for traffic flow on road networks with varying road conditions. *Journal of Advanced Transportation*, 48(4) :304–317, 2014.
- [30] Salim Mammam, Jean-Patrick Lebacque, and H Haj-Salem. Second order traffic flow modelling : the riemann problem resolution in homogeneous case without relaxation term. *Proceedings of the Euro Working Group on Transportation*, 2005.
- [31] Sergei Konstantinovich Godunov. A difference method for the numerical computation of discontinuous solutions of hydrodynamic equations. *Math. Sbornik*, 47(89) :271–306, 1959.
- [32] Dietmar Kröner. *Numerical schemes for conservation laws*. John Wiley & Sons, 1997.
- [33] H Michael Zhang. A theory of nonequilibrium traffic flow. *Transportation Research Part B : Methodological*, 32(7) :485–498, 1998.
- [34] Paul Saenger, Egkehart Wiedemann, Ernest Schwartz, Sigrun Korth-Schutz, John E Lewy, Robert R Riggio, Albert L Rubin, Kurt H Stenzel, and Maria I New. Somatomedin and growth after renal transplantation. *Pediatric Research*, 8(3) :163–169, 1974.
- [35] Hans-Thomas Fritzsche and Daimler-benz Ag. A model for traffic simulation. *Traffic Engineering+ Control*, 35(5) :317–21, 1994.
- [36] Jaime Barceló and Jordi Casas. Heuristic dynamic assignment based on microscopic traffic simulation. In *Proceedings of the 9th Meeting of the Euro Working Group on Transportation*, pages 1–16, 2002.
- [37] Stefan Krauß. Microscopic modeling of traffic flow : Investigation of collision free vehicle dynamics. 1998.
- [38] Fatma Outay, Stéphane Galland, Nicolas Gaud, and Abdeljalil Abbas-Turki. Simulation of connected driving in hazardous weather conditions : General and extensible multiagent architecture and models. *Engineering applications of artificial intelligence*, 104 :104412, 2021.

- [39] Gordon Frank Newell. A moving bottleneck. *Transportation Research Part B : Methodological*, 32(8) :531–537, 1998.
- [40] Jingxian Wu, M Brackstone, and M McDonald. The validation of a microscopic simulation model : a methodological case study. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 11(6) :463–479, 2003.
- [41] Sakda Panwai and Hussein Dia. Comparative evaluation of microscopic car-following behavior. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 6(3) :314–325, 2005.
- [42] RM Michaels. Perceptual factors in car-following. *Proc. of 2nd ISTTF (London)*, pages 44–59, 1963.
- [43] Rainer Wiedemann. Simulation des strassenverkehrsflusses. 1974.
- [44] Robert E Chandler, Robert Herman, and Elliott W Montroll. Traffic dynamics : studies in car following. *Operations research*, 6(2) :165–184, 1958.
- [45] Martin Treiber, Ansgar Hennecke, and Dirk Helbing. Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations. *Physical review E*, 62(2) :1805, 2000.
- [46] Meiping Yun and Jing Ji. Delay analysis of stop sign intersection and yield sign intersection based on vissim. *Procedia-social and behavioral sciences*, 96 :2024–2031, 2013.
- [47] Martin Fellendorf and Peter Vortisch. Microscopic traffic flow simulator vissim. *Fundamentals of traffic simulation*, pages 63–93, 2010.
- [48] Maksymilian Madziel and Tiziana Campisi. Investigation of vehicular pollutant emissions at 4-arm intersections for the improvement of integrated actions in the sustainable urban mobility plans (sumps). *Sustainability*, 15(3) :1860, 2023.
- [49] Umer Khan, Pavlos Basaras, Lars Schmidt-Thieme, Alexandros Nanopoulos, and Dimitrios Katsaros. Analyzing cooperative lane change models for connected vehicles. In *2014 International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE)*, pages 565–570. IEEE, 2014.
- [50] Tingting Li, Jianping Wu, Ching-Yao Chan, Mingyu Liu, Chunli Zhu, Weixin Lu, and Kezhen Hu. A cooperative lane change model for connected and automated vehicles. *IEEE Access*, 8 :54940–54951, 2020.
- [51] Xuting Duan, Chen Sun, Daxin Tian, Jianshan Zhou, and Dongpu Cao. Cooperative lane-change motion planning for connected and automated vehicle platoons in multi-lane scenarios. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023.

- [52] Alexandre Lombard, Florent Perronnet, Abdeljalil Abbas-Turki, and Abdellah El Moudni. On the cooperative automatic lane change : Speed synchronization and automatic “courtesy”. In *Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE), 2017*, pages 1655–1658. IEEE, 2017.
- [53] Michael Behrisch, Laura Bieker, Jakob Erdmann, and Daniel Krajzewicz. Sumo—simulation of urban mobility : an overview. In *Proceedings of SIMUL 2011, The Third International Conference on Advances in System Simulation*. ThinkMind, 2011.
- [54] Constantinos Antoniou, Carlos Lima Azevedo, Lu Lu, Francisco Pereira, and Moshe Ben-Akiva. W-spsa in practice : Approximation of weight matrices and calibration of traffic simulation models. *Transportation Research Procedia*, 7 :233–253, 2015.
- [55] G Duncan and JK Littlejohn. High performance microscopic simulation for traffic forecasting. 1997.
- [56] DR Leonard, P Gower, and NB Taylor. Contram : structure of the model. Technical report, 1989.
- [57] Christian Gawron. *Simulation-Based Traffic Assignment. Computing user equilibria in large street networks*. PhD thesis, Universität zu Köln, 1998.
- [58] R. Jayakrishnan, Hani S Mahmassani, and Ta-Yin Hu. An evaluation tool for advanced traffic information and management systems in urban networks. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 2(3) :129–147, 1994.
- [59] M Bouyekhf, A Abbas-Turki, O Grunder, and A El Moudni. Fluid stochastic petri net for control of an isolated two-phase intersection. In *Proceedings of the IEEE multiconference on computational engineering in systems applications*, 2003.
- [60] Cherif Tolba, Dimitri Lefebvre, Philippe Thomas, and Abdellah El Moudni. Continuous and timed petri nets for the macroscopic and microscopic traffic flow modeling. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 13(5) :407–436, 2005.
- [61] Aurélien Corréïa, A-J Abbas-Turki, Rachid Bouyekhf, and Abdellah El Moudni. A (max,+)-linear model for the analysis of urban traffic networks. In *2005 IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation*, volume 2, pages 6–pp. IEEE, 2005.
- [62] Nadir Farhi, Maurice Goursat, and Jean-Pierre Quadrat. Road traffic models using petri nets and minplus algebra. In *Traffic and Granular Flow’07*, pages 281–286. Springer, 2009.
- [63] Youcef Zennir, Chérif Tolba, and Senouci Banmansour. Traffic road modeling based on energetic approach. In *2013 International Conference on Advanced Logistics and Transport*, pages 82–87, 2013.

- [64] Kai Nagel and Michael Schreckenberg. A cellular automaton model for freeway traffic. *Journal de physique I*, 2(12) :2221–2229, 1992.
- [65] Jörg Esser and Michael Schreckenberg. Microscopic simulation of urban traffic based on cellular automata. *International Journal of Modern Physics C*, 8(05) :1025–1036, 1997.
- [66] Cécile Appert and Ludger Santen. Modélisation du trafic routier par des automates cellulaires. *Actes INRETS*, 100, 2002.
- [67] Robert Barlovic, Ludger Santen, Andreas Schadschneider, and Michael Schreckenberg. Metastable states in cellular automata for traffic flow. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 5 :793–800, 1998.
- [68] Wolfgang Knospe, Ludger Santen, Andreas Schadschneider, and Michael Schreckenberg. Towards a realistic microscopic description of highway traffic. *Journal of Physics A : Mathematical and general*, 33(48) :L477, 2000.
- [69] Wolfgang Knospe, Ludger Santen, Andreas Schadschneider, and Michael Schreckenberg. Human behavior as origin of traffic phases. *Physical Review E*, 65(1) :015101, 2001.
- [70] Boris S Kerner, Sergey L Klenov, and Dietrich E Wolf. Cellular automata approach to three-phase traffic theory. *Journal of Physics A : Mathematical and General*, 35(47) :9971, 2002.
- [71] Yuanyuan Wu, Haipeng Chen, and Feng Zhu. Dcl-aim : Decentralized coordination learning of autonomous intersection management for connected and automated vehicles. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 103 :246–260, 2019.
- [72] Kay W Axhausen, Andreas Horni, and Kai Nagel. *The multi-agent transport simulation MATSim*. Ubiquity Press, 2016.
- [73] Michael G McNally. The four-step model. In *Handbook of transport modelling*. Emerald Group Publishing Limited, 2007.
- [74] Patrick Bonnel et al. Prévoir la demande de transport. Technical report, 2004.
- [75] Mostafa AMELI. Méthodes heuristiques pour le calcul d'affectation dynamique du trafic.
- [76] Jing Zhang, Sepideh Pourazarm, Christos G Cassandras, and Ioannis Ch Paschalidis. The price of anarchy in transportation networks : Data-driven evaluation and reduction strategies. *Proceedings of the IEEE*, 106(4) :538–553, 2018.

- [77] K Nagel and G Flötteöd. Agent-based traffic assignment. In *In : Hornu, A, Nagel, K and Axhausen K W (eds) The multi-agent transport simulation MATSim*, volume 47, pages 315–326. Ubiquity Press (London), Highway Research Board, 2017.
- [78] Martin Beckmann, Charles B McGuire, and Christopher B Winsten. Studies in the economics of transportation. Technical report, 1956.
- [79] Hillel Bar-Gera. Origin-based algorithm for the traffic assignment problem. *Transportation Science*, 36(4) :398–417, 2002.
- [80] Yosef Sheffi and Warren B Powell. An algorithm for the equilibrium assignment problem with random link times. *Networks*, 12(2) :191–207, 1982.
- [81] Vincent Henn. *Information routière et affectation du trafic : vers une modélisation floue*. PhD thesis, Saint-Etienne, 2001.
- [82] Michael A Florian. *Traffic Equilibrium Methods : Proceedings of the International Symposium Held at the Université de Montréal, November 21–23, 1974*, volume 118. Springer Science & Business Media, 2012.
- [83] Carlos F Daganzo and Yosef Sheffi. On stochastic models of traffic assignment. *Transportation science*, 11(3) :253–274, 1977.
- [84] Caroline Fisk. Some developments in equilibrium traffic assignment. *Transportation Research Part B : Methodological*, 14(3) :243–255, 1980.
- [85] Songyot Kitthamkesorn and Anthony Chen. A path-size weibit stochastic user equilibrium model. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 80 :608–632, 2013.
- [86] Joseph N Prashker and Shlomo Bekhor. Route choice models used in the stochastic user equilibrium problem : a review. *Transport reviews*, 24(4) :437–463, 2004.
- [87] Peter Vovsha. *The cross-nested logit model : application to mode choice in the Tel-Aviv metropolitan area*. Transportation Research Board, 1997.
- [88] Peter Vovsha and Shlomo Bekhor. Link-nested logit model of route choice : overcoming route overlapping problem. *Transportation research record*, 1645(1) :133–142, 1998.
- [89] Joseph N Prashker and Shlomo Bekhor. Investigation of stochastic network loading procedures. *Transportation Research Record*, 1645(1) :94–102, 1998.
- [90] JN Prashker and S Bekhor. Stochastic user-equilibrium formulations for extended-logit assignment models. *Transportation research record*, 1676(1) :145–152, 1999.
- [91] Marguerite Frank, Philip Wolfe, et al. An algorithm for quadratic programming. *Naval research logistics quarterly*, 3(1-2) :95–110, 1956.

- [92] M Patriksson. The traffic assignment problem : Models and methods, vsp. *Utrecht, The Netherlands*, 1994.
- [93] Michael Florian and Heinz Spiess. On binary mode choice/assignment models. *Transportation Science*, 17(1) :32–47, 1983.
- [94] Masao Fukushima. A modified frank-wolfe algorithm for solving the traffic assignment problem. *Transportation Research Part B : Methodological*, 18(2) :169–177, 1984.
- [95] Larry J LeBlanc, Richard V Helgason, and David E Boyce. Improved efficiency of the frank-wolfe algorithm for convex network programs. *Transportation Science*, 19(4) :445–462, 1985.
- [96] Marino Lupi. Convergence of the frank—wolfe algorithm in transportation networks. *Civil Engineering Systems*, 3(1) :7–15, 1986.
- [97] Donald W Hearn, S Lawphongpanich, and Jose A Ventura. Restricted simplicial decomposition : Computation and extensions. *Computation Mathematical Programming*, pages 99–118, 1987.
- [98] Torbjörn Larsson and Michael Patriksson. Simplicial decomposition with disaggregated representation for the traffic assignment problem. *Transportation Science*, 26(1) :4–17, 1992.
- [99] Styliani-Stella Constantine Dafermos. *Traffic assignment and resource allocation in transportation networks*. The Johns Hopkins University, 1968.
- [100] Stella C Dafermos and Frederick T Sparrow. The traffic assignment problem for a general network. *Journal of Research of the National Bureau of Standards B*, 73(2) :91–118, 1969.
- [101] A Gibert. A method for the traffic assignment problem. *Rep. No. LBS-TNT-95, Transportation Network Theory Unit, London Business School, London*, 1968.
- [102] R Jayakrishnan, Wei T Tsai, Joseph N Prashker, and Subodh Rajadhyaksha. A faster path-based algorithm for traffic assignment. 1994.
- [103] Michel Bruynooghe, Alain Gibert, and Michel Sakarovitch. *Une methode d'affectation du traffic*. SETRA, 1970.
- [104] Robert Gallager. A minimum delay routing algorithm using distributed computation. *IEEE transactions on communications*, 25(1) :73–85, 1977.
- [105] Dimitri Bertsekas, Eli Gafni, and Robert Gallager. Second derivative algorithms for minimum delay distributed routing in networks. *IEEE Transactions on Communications*, 32(8) :911–919, 1984.

- [106] Muqing Du, Heqing Tan, and Anthony Chen. A faster path-based algorithm with barzilai-borwein step size for solving stochastic traffic equilibrium models. *European Journal of Operational Research*, 290(3) :982–999, 2021.
- [107] Jonathan Barzilai and Jonathan M Borwein. Two-point step size gradient methods. *IMA journal of numerical analysis*, 8(1) :141–148, 1988.
- [108] Samuel Yagar. Dyanmic traffic assignment by individual path minimization and queueing. *Transportation Research/UK/*, 5(3), 1971.
- [109] Sam Yagar. Emulation of dynamic equilibrium in traffic networks. In *Traffic Equilibrium Methods : Proceedings of the International Symposium Held at the Université de Montréal, November 21–23, 1974*, pages 240–264. Springer, 1976.
- [110] Deepak K Merchant and George L Nemhauser. A model and an algorithm for the dynamic traffic assignment problems. *Transportation science*, 12(3) :183–199, 1978.
- [111] Deepak K Merchant and George L Nemhauser. Optimality conditions for a dynamic traffic assignment model. *Transportation Science*, 12(3) :200–207, 1978.
- [112] MJ Smith and MO Ghali. Two new models for assessing urban traffic control and road pricing strategies. *Traffic engineering & control*, 33(4), 1992.
- [113] HS Mahmassani, Srinivas Peeta, Ta-Yin Hu, and Athanasios Ziliaskopoulos. Dynamic traffic assignment with multiple user classes for real-time atis/atms applications. In *Large Urban Systems. Proceedings of the Advanced Traffic Management Conference Federal Highway Administration*, 1993.
- [114] K Ahmed, M Ben-Akiva, H Koutsopoulos, and R Mishalani. Models of freeway lane changing and gap acceptance behavior. *Transportation and traffic theory*, 13 :501–515, 1996.
- [115] David Boyce, Der-Horng Lee, and Bin Ran. Analytical models of the dynamic traffic assignment problem. *Networks and spatial economics*, 1 :377–390, 2001.
- [116] Michael Florian, Michael Mahut, and Nicolas Tremblay. A hybrid optimization-mesoscopic simulation dynamic traffic assignment model. In *ITSC 2001. 2001 IEEE Intelligent Transportation Systems. Proceedings (Cat. No. 01TH8585)*, pages 118–121. IEEE, 2001.
- [117] Malachy Carey. A constraint qualification for a dynamic traffic assignment model. *Transportation Science*, 20(1) :55–58, 1986.
- [118] Bruce N Janson. Dynamic traffic assignment for urban road networks. *Transportation Research Part B : Methodological*, 25(2-3) :143–161, 1991.

- [119] Bruce N Janson. Convergent algorithm for dynamic traffic assignment. *Transportation Research Record*, (1328), 1991.
- [120] John R Birge and James K Ho. Optimal flows in stochastic dynamic networks with congestion. *Operations Research*, 41(1) :203–216, 1993.
- [121] Terry L Friesz, Javier Luque, Roger L Tobin, and Byung-Wook Wie. Dynamic network traffic assignment considered as a continuous time optimal control problem. *Operations Research*, 37(6) :893–901, 1989.
- [122] Bin Ran and T Shimazaki. A general model and algorithm for the dynamic traffic assignment problems. In *Transport Policy, Management & Technology Towards 2001 : Selected Proceedings of the Fifth World Conference on Transport Research*, volume 4, 1989.
- [123] Bin Ran and T Shimazaki. Dynamic user equilibrium traffic assignment for congested transportation networks. In *Fifth World Conference on Transport Research, Yokohama, Japan*, 1989.
- [124] Michiel CJ Bliemer, Mark PH Raadsen, Luuk JN Brederode, Michael GH Bell, Luc JJ Wismans, and Mike J Smith. Genetics of traffic assignment models for strategic transport planning. *Transport reviews*, 37(1) :56–78, 2017.
- [125] Yi Wang, Wai Y Szeto, Ke Han, and Terry L Friesz. Dynamic traffic assignment : A review of the methodological advances for environmentally sustainable road transportation applications. *Transportation Research Part B : Methodological*, 111 :370–394, 2018.
- [126] Yi-Chang Chiu, Jon Bottom, Michael Mahut, Alexander Paz, Ramachandran Balakrishna, Steven Waller, and Jim Hicks. Dynamic traffic assignment : A primer (transportation research circular e-c153). 2011.
- [127] Mudabber Ashfaq, Ziyuan Gu, S Travis Waller, and Meaad Saberi. Comparing dynamic user equilibrium and noniterative stochastic route choice in a simulation-based dynamic traffic assignment model : Practical considerations for large-scale networks. *Journal of Advanced Transportation*, 2021 :1–16, 2021.
- [128] Florent Perronnet, Jocelyn Buisson, Alexandre Lombard, Abdeljalil Abbas-Turki, Mourad Ahmane, and Abdellah El Moudni. Deadlock prevention of self-driving vehicles in a network of intersections. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(11) :4219–4233, 2019.
- [129] Anthony Chen. Effects of flow update strategies on implementation of the frank-wolfe algorithm for the traffic assignment problem. *Transportation research record*, 1771(1) :132–139, 2001.

- [130] Warren B Powell and Yosef Sheffi. The convergence of equilibrium algorithms with predetermined step sizes. *Transportation Science*, 16(1) :45–55, 1982.
- [131] Michael Florian, Michael Mahut, and Nicolas Tremblay. Application of a simulation-based dynamic traffic assignment model. *European journal of operational research*, 189(3) :1381–1392, 2008.
- [132] Mostafa Ameli, Jean-Patrick Lebacque, and Ludovic Leclercq. Simulation-based dynamic traffic assignment : Meta-heuristic solution methods with parallel computing. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 35(10) :1047–1062, 2020.
- [133] Mostafa Ameli, Jean-Patrick Lebacque, and Ludovic Leclercq. Cross-comparison of convergence algorithms to solve trip-based dynamic traffic assignment problems. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 35(3) :219–240, 2020.
- [134] Stephen D Boyles and Natalia Ruiz Juri. Queue spillback and demand uncertainty in dynamic network loading. *Transportation Research Record*, 2673(2) :38–48, 2019.
- [135] Priyadarshan Nandkumar Patil et al. *Traffic assignment models : applicability and efficacy*. PhD thesis, 2022.
- [136] Li Zhen-long. A differential game modeling approach to dynamic traffic assignment and traffic signal control. In *SMC'03 Conference Proceedings. 2003 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Conference Theme-System Security and Assurance (Cat. No. 03CH37483)*, volume 1, pages 849–855. IEEE, 2003.
- [137] Vikrant Vaze, Constantinos Antoniou, Yang Wen, and Moshe Ben-Akiva. Calibration of dynamic traffic assignment models with point-to-point traffic surveillance. *Transportation Research Record*, 2090(1) :1–9, 2009.
- [138] Adel W Sadek, Brian L Smith, and Michael J Demetsky. Dynamic traffic assignment : Genetic algorithms approach. *Transportation Research Record*, 1588(1) :95–103, 1997.
- [139] Xinhua Mao, Jianwei Wang, Changwei Yuan, Wei Yu, and Jiahua Gan. A dynamic traffic assignment model for the sustainability of pavement performance. *Sustainability*, 11(1) :170, 2018.
- [140] Florian Leprêtre, Cyril Fonlupt, Sébastien Verel, Virginie Marion, Rolando Armas, Hernán Aguirre, and Kiyoshi Tanaka. Fitness landscapes analysis and adaptive algorithms design for traffic lights optimization on sialac benchmark. *Applied Soft Computing*, 85 :105869, 2019.

- [141] Florian Leprêtre, Cyril Fonlupt, Sébastien Verel, and Virginie Marion. Combinatorial surrogate-assisted optimization for bus stops spacing problem. In *Artificial Evolution : 14th International Conference, Évolution Artificielle, EA 2019, Mulhouse, France, October 29–30, 2019, Revised Selected Papers 14*, pages 42–52. Springer, 2020.
- [142] Zhe Cong, Bart De Schutter, and Robert Babuska. A new ant colony routing approach with a trade-off between system and user optimum. In *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1369–1374. IEEE, 2011.
- [143] Yingfeng Sun. Urban dynamic traffic assignment model based on improved ant colony algorithm. In *2022 International Symposium on Advances in Informatics, Electronics and Education (ISAIEE)*, pages 376–380. IEEE, 2022.
- [144] Li Li, Shuofeng Wang, and Fei-Yue Wang. An analysis of taxi driver's route choice behavior using the trace records. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 5(2) :576–582, 2018.
- [145] LOUISE WYLIE. Navigation app revenue and usage statistics (2023). Date accessed September 9, 2023.
- [146] Louisa Dahmani and Véronique D Bohbot. Habitual use of gps negatively impacts spatial memory during self-guided navigation. *Scientific reports*, 10(1) :6310, 2020.
- [147] Alexis Topete Kunz. *How Is It Used? Understanding Navigation System Use and Its Relation to Spatial Ability*. PhD thesis, UC Santa Barbara, 2023.
- [148] Neha Arora, Theophile Cabannes, Sanjay Ganapathy, Yechen Li, Preston McAfee, Marc Nunkesser, Carolina Osorio, Andrew Tomkins, and Ivel Tsogsuren. Quantifying the sustainability impact of google maps : A case study of salt lake city. *arXiv preprint arXiv :2111.03426*, 2021.
- [149] Giuliano Cornacchia, Matteo Böhm, Giovanni Mauro, Mirco Nanni, Dino Pedreschi, and Luca Pappalardo. How routing strategies impact urban emissions. In *Proceedings of the 30th International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, pages 1–4, 2022.
- [150] Abdeljalil Abbas-Turki, Yazan Mualla, Nicolas Gaud, Davide Calvaresi, Wendan Du, Alexandre Lombard, Mahjoub Dridi, and Abder Koukam. Autonomous intersection management : Optimal trajectories and efficient scheduling. *Sensors*, 23(3) :1509, 2023.
- [151] Jing Zhang, Sepideh Pourazarm, Christos G Cassandras, and Ioannis Ch Paschalidis. The price of anarchy in transportation networks by estimating user cost func-

- tions from actual traffic data. In *2016 IEEE 55th Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 789–794. IEEE, 2016.
- [152] Michael Balmer. *Travel demand modeling for multi-agent transport simulations : Algorithms and systems*. PhD thesis, ETH Zurich, 2007.
- [153] Min Chee Choy, Dipti Srinivasan, and Ruey Long Cheu. Cooperative, hybrid agent architecture for real-time traffic signal control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A : systems and humans*, 33(5) :597–607, 2003.
- [154] Arnaud Doniec, René Mandiau, Sylvain Piechowiak, and Stéphane Espié. A behavioral multi-agent model for road traffic simulation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(8) :1443–1454, 2008.
- [155] Birgit Burmeister, Afsaneh Haddadi, and Guido Matylis. Application of multi-agent systems in traffic and transportation. *IEE Proceedings-Software*, 144(1) :51–60, 1997.
- [156] Dirk Helbing. Traffic and related self-driven many-particle systems. *Reviews of modern physics*, 73(4) :1067, 2001.
- [157] Elizabeth Hunter, Brian Mac Namee, and John D Kelleher. A taxonomy for agent-based models in human infectious disease epidemiology. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 20(3), 2017.
- [158] Ye Wei, Jiaoe Wang, Wei Song, Chunliang Xiu, Li Ma, and Tao Pei. Spread of covid-19 in china : analysis from a city-based epidemic and mobility model. *Cities*, 110 :103010, 2021.
- [159] Andrew T Crooks, Amit Patel, and Sarah Wise. Multi-agent systems for urban planning. In *Technologies for urban and spatial planning : virtual cities and territories*, pages 29–56. IGI Global, 2014.
- [160] Sandro Jerônimo De Almeida, Ricardo Poley Martins Ferreira, Álvaro E Eiras, Robin P Obermayr, and Martin Geier. Multi-agent modeling and simulation of an aedes aegypti mosquito population. *Environmental modelling & software*, 25(12) :1490–1507, 2010.
- [161] Fa Zhang, Shihui Wu, and Zhihua Song. Crowd evacuation during slashing terrorist attack : a multi-agent simulation approach. In *2020 Winter Simulation Conference (WSC)*, pages 206–217. IEEE, 2020.
- [162] Cunbin Li, Xuefeng Jia, Ying Zhou, and Xiaopeng Li. A microgrids energy management model based on multi-agent system using adaptive weight and chaotic search particle swarm optimization considering demand response. *Journal of Cleaner Production*, 262 :121247, 2020.

- [163] Guohuai Lin, Hongyi Li, Hui Ma, Deyin Yao, and Renquan Lu. Human-in-the-loop consensus control for nonlinear multi-agent systems with actuator faults. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 9(1) :111–122, 2020.
- [164] Yaroslav Vyklyuk, Mykhailo Manylich, Miroslav Škoda, Milan M Radovanović, and Marko D Petrović. Modeling and analysis of different scenarios for the spread of covid-19 by using the modified multi-agent systems—evidence from the selected countries. *Results in Physics*, 20 :103662, 2021.
- [165] Aquib Mustafa and Hamidreza Modares. Attack analysis and resilient control design for discrete-time distributed multi-agent systems. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 5(2) :369–376, 2019.
- [166] Jiewu Leng, Weinan Sha, Zisheng Lin, Jianbo Jing, Qiang Liu, and Xin Chen. Blockchain smart contract pyramid-driven multi-agent autonomous process control for resilient individualised manufacturing towards industry 5.0. *International Journal of Production Research*, 61(13) :4302–4321, 2023.
- [167] Qingshan Liu, Xinyi Le, and Kaixuan Li. A distributed optimization algorithm based on multiagent network for economic dispatch with region partitioning. *IEEE transactions on cybernetics*, 51(5) :2466–2475, 2019.
- [168] Oren Salzman and Roni Stern. Research challenges and opportunities in multi-agent path finding and multi-agent pickup and delivery problems. In *Proceedings of the 19th International Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems*, pages 1711–1715, 2020.
- [169] Eric Werner. Cooperating agents : A unified theory of communication and social structure. In *Distributed artificial intelligence*, pages 3–36. Elsevier, 1989.
- [170] Jacques Ferber. Les systèmes multi-agents : un aperçu général. *Techniques et sciences informatiques*, 16(8), 1997.
- [171] Michael Wooldridge. *An introduction to multiagent systems*. John wiley & sons, 2009.
- [172] Stuart J Russell. *Artificial intelligence a modern approach*. Pearson Education, Inc., 2010.
- [173] Benoit GAUDOU Chihab HANACHI Frédéric AMBLARD, Amal EI FALLAH-SEGHROUCHNI. *Systèmes multi-agents*. Techniques de l'ingénieur', 2021.
- [174] Brahim Chaib-Draa, Imed Jarras, and Bernard Moulin. Systèmes multi-agents : principes généraux et applications. *Edition Hermès*, 242 :1030–1044, 2001.

- [175] Alexis Drogoul. *De la simulation multi-agents a la resolution collective de problemes : une etude de l'emergence de structures d'organisation dans les systemes multi-agents*. PhD thesis, Paris 6, 1993.
- [176] Hui-Qing Chong, Ah-Hwee Tan, and Gee-Wah Ng. Integrated cognitive architectures : a survey. *Artificial Intelligence Review*, 28 :103–130, 2007.
- [177] Diogo Rato and Rui Prada. Towards social identity in socio-cognitive agents. *Sustainability*, 13(20) :11390, 2021.
- [178] Alexander Birch Jensen, Koen V Hindriks, and Jørgen Villadsen. On using theorem proving for cognitive agent-oriented programming. In *ICAART (1)*, pages 446–453, 2021.
- [179] Cristiano Castelfranchi. Guarantees for autonomy in cognitive agent architecture. In *International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages*, pages 56–70. Springer, 1994.
- [180] Anand S Rao, Michael P Georgeff, et al. Bdi agents : From theory to practice. In *Icmas*, volume 95, pages 312–319, 1995.
- [181] Michael E Bratman, David J Israel, and Martha E Pollack. Plans and resource-bounded practical reasoning. *Computational intelligence*, 4(3) :349–355, 1988.
- [182] Alejandro Guerra-Hernández, Amal El Fallah-Seghrouchni, and Henry Soldano. Learning in bdi multi-agent systems. In *Computational Logic in Multi-Agent Systems : 4th International Workshop, CLIMA IV, Fort Lauderdale, FL, USA, January 6-7, 2004, Revised Selected and Invited Papers 4*, pages 218–233. Springer, 2005.
- [183] Toan Phung, Michael Winikoff, and Lin Padgham. Learning within the bdi framework : An empirical analysis. In *International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems*, pages 282–288. Springer, 2005.
- [184] John E Laird, Allen Newell, and Paul S Rosenbloom. Soar : An architecture for general intelligence. *Artificial intelligence*, 33(1) :1–64, 1987.
- [185] Tony J Prescott and Stuart P Wilson. Understanding brain functional architecture through robotics. *Science Robotics*, 8(78) :eadg6014, 2023.
- [186] Theodore Summers, Shunyu Yao, Karthik Narasimhan, and Thomas L Griffiths. Cognitive architectures for language agents. *arXiv preprint arXiv :2309.02427*, 2023.
- [187] John R Anderson, Daniel Bothell, Michael D Byrne, Scott Douglass, Christian Lebiere, and Yulin Qin. An integrated theory of the mind. *Psychological review*, 111(4) :1036, 2004.

- [188] Pat Langley and Dongkyu Choi. A unified cognitive architecture for physical agents. In *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, volume 21, page 1469. Menlo Park, CA; Cambridge, MA; London; AAAI Press; MIT Press; 1999, 2006.
- [189] Ron Sun and Todd Peterson. Learning in reactive sequential decision tasks : The clarion model. In *Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'96)*, volume 2, pages 1073–1078. IEEE, 1996.
- [190] Kim On Chin, Kim Soon Gan, Rayner Alfred, Patricia Anthony, and Dickson Lukose. Agent architecture : An overviews. *Transactions on science and technology*, 1(1) :18–35, 2014.
- [191] Innes A Ferguson. Touringmachines : An architecture for dynamic, rational, mobile agents. Technical report, University of Cambridge, Computer Laboratory, 1992.
- [192] Peter Stone and Manuela Veloso. Multiagent systems : A survey from a machine learning perspective. *Autonomous Robots*, 8 :345–383, 2000.
- [193] Steve J Bickley and Benno Torgler. Cognitive architectures for artificial intelligence ethics. *AI & SOCIETY*, 38(2) :501–519, 2023.
- [194] Roberto Casadei, Gianluca Aguzzi, and Mirko Viroli. A programming approach to collective autonomy. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 10(2) :27, 2021.
- [195] Bo Chen and Harry H Cheng. A review of the applications of agent technology in traffic and transportation systems. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 11(2) :485–497, 2010.
- [196] Kwangho Park and Wonkyu Kim. A systolic parallel simulation system for dynamic traffic assignment : Spss-dta. *Expert systems with Applications*, 21(4) :217–227, 2001.
- [197] Rosaldo JF Rossetti, Rafael H Bordini, Ana LC Bazzan, Sergio Bampi, Ronghui Liu, and Dirck Van Vliet. Using bdi agents to improve driver modelling in a commuter scenario. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 10(5-6) :373–398, 2002.
- [198] Hussein Dia. An agent-based approach to modelling driver route choice behaviour under the influence of real-time information. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 10(5-6) :331–349, 2002.
- [199] Hussein Dia, Daniel Harney, and Andrew Boyle. Analysis of commuters' responses to travel information : Implications for atis deployment in brisbane. In *22nd Conference of Australian Institutes of Transport Research (CAITR'00)*, 2000.

- [200] J Wahle, ALC Bazzan, F Klügl, and M Schreckenberg. Anticipatory traffic forecast using multi-agent techniques. In *Traffic and Granular Flow'99 : Social, Traffic, and Granular Dynamics*, pages 87–92. Springer, 2000.
- [201] Joachim Wahle, Ana Lúcia C Bazzan, Franziska Klügl, and Michael Schreckenberg. The impact of real-time information in a two-route scenario using agent-based simulation. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 10(5-6) :399–417, 2002.
- [202] Shen Wang, Soufiene Djahel, and Jennifer McManis. A multi-agent based vehicles re-routing system for unexpected traffic congestion avoidance. In *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 2541–2548. IEEE, 2014.
- [203] Monireh Abdoos. A cooperative multiagent system for traffic signal control using game theory and reinforcement learning. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 13(4) :6–16, 2020.
- [204] Sergiu Hart and Andreu Mas-Colell. A simple adaptive procedure leading to correlated equilibrium. *Econometrica*, 68(5) :1127–1150, 2000.
- [205] Holly P Borowski, Jason R Marden, and Jeff S Shamma. Learning to play efficient coarse correlated equilibria. *Dynamic Games and Applications*, 9 :24–46, 2019.
- [206] Alain Haurie and Patrice Marcotte. On the relationship between nash—cournot and wardrop equilibria. *Networks*, 15(3) :295–308, 1985.
- [207] Robert J Aumann. Subjectivity and correlation in randomized strategies. *Journal of mathematical Economics*, 1(1) :67–96, 1974.
- [208] Bary SR Pradelski and H Peyton Young. Learning efficient nash equilibria in distributed systems. *Games and Economic behavior*, 75(2) :882–897, 2012.
- [209] Joshua Auld, Omer Verbas, and Monique Stinson. Agent-based dynamic traffic assignment with information mixing. *Procedia Computer Science*, 151 :864–869, 2019.
- [210] Jorge Poveda and Nicanor Quijano. Distributed extremum seeking for real-time resource allocation. In *2013 American Control Conference*, pages 2772–2777. IEEE, 2013.
- [211] Zhenyu Shou, Xu Chen, Yongjie Fu, and Xuan Di. Multi-agent reinforcement learning for markov routing games : A new modeling paradigm for dynamic traffic assignment. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 137 :103560, 2022.

- [212] Pieter J Fourie, Johannes Illenberger, and Kai Nagel. Increased convergence rates in multiagent transport simulations with pseudosimulation. *Transportation research record*, 2343(1) :68–76, 2013.
- [213] Johannes Illenberger. Social networks and cooperative travel behaviour. 2012.
- [214] Thibaut Jean Pierre Dubernet and Kay W Axhausen. A framework to represent joint decisions in a multi-agent transport simulation. In *13th Swiss Transport Research Conference (STRC 2013)*. STRC, 2013.
- [215] Andreas Horni. *Destination choice modeling of discretionary activities in transport microsimulations*. PhD thesis, ETH Zurich, 2013.
- [216] Robert Bodenheimer, Alexej Brauer, David Eckhoff, and Reinhard German. Enabling glosa for adaptive traffic lights. In *2014 IEEE Vehicular Networking Conference (VNC)*, pages 167–174. IEEE, 2014.
- [217] Angelo Coppola, Luca Di Costanzo, Luigi Pariota, Stefania Santini, and Gennaro Nicola Bifulco. An integrated simulation environment to test the effectiveness of glosa services under different working conditions. *Transportation research part C : emerging technologies*, 134 :103455, 2022.
- [218] Zsolt Lenkei. Crowdsourced traffic information in traffic management : Evaluation of traffic information from waze, 2018.
- [219] Adrian Sandt, John McCombs, Haitham Al-Deek, and Grady Carrick. Improving law enforcement and emergency response to disabled vehicle crashes using waze crowdsourced data. *Transportation Research Record*, page 03611981231191522, 2023.
- [220] Ziyi Hu, Yue Cao, Xinyu Li, Yongdong Zhu, Muhammad Khalid, and Naveed Ahmad. Autonomous valet parking optimization with two-step reservation and pricing strategy. *Journal of Network and Computer Applications*, 219 :103727, 2023.
- [221] Yongsheng Wang, Yugong Luo, Yan Chen Ku, Jia Shi, and Mingyuan Bian. An interactive decision-making method for autonomous valet parking based on non-cooperative complete information static game. In *2023 Fourteenth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, pages 126–131. IEEE, 2023.
- [222] Carlos Mateo Risma Carletti, Claudio Casetti, Jérôme Härrli, and Fulvio Risso. Platoon-local dynamic map : Micro cloud support for platooning cooperative perception. In *2023 19th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, pages 405–410. IEEE, 2023.

- [223] Zhexi Fu and Joseph YJ Chow. Dial-a-ride problem with modular platooning and en-route transfers. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 152 :104191, 2023.
- [224] Srinivas Peeta and Athanasios K Ziliaskopoulos. Foundations of dynamic traffic assignment : The past, the present and the future. *Networks and spatial economics*, 1 :233–265, 2001.
- [225] Jian Wang, Srinivas Peeta, and Xiaozheng He. Multiclass traffic assignment model for mixed traffic flow of human-driven vehicles and connected and autonomous vehicles. *Transportation Research Part B : Methodological*, 126 :139–168, 2019.
- [226] Terry L Friesz, David Bernstein, Tony E Smith, Roger L Tobin, and Byung-Wook Wie. A variational inequality formulation of the dynamic network user equilibrium problem. *Operations research*, 41(1) :179–191, 1993.
- [227] Rui Ma, Xuegang Jeff Ban, and WY Szeto. Emission modeling and pricing on single-destination dynamic traffic networks. *Transportation Research Part B : Methodological*, 100 :255–283, 2017.
- [228] Byung Do Chung, Tao Yao, Terry L Friesz, and Hongcheng Liu. Dynamic congestion pricing with demand uncertainty : A robust optimization approach. *Transportation Research Part B : Methodological*, 46(10) :1504–1518, 2012.
- [229] Yi Wang, WY Szeto, Ke Han, and Terry L Friesz. Dynamic traffic assignment : A review of the methodological advances for environmentally sustainable road transportation applications. *Transportation Research Part B*, 111 :370–394, 2018.
- [230] Bryce L Ferguson, Philip N Brown, and Jason R Marden. Value of information in incentive design : A case study in simple congestion networks. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2023.
- [231] Kai Liu, Sang H Son, Victor CS Lee, and Krasimira Kapitanova. A token-based admission control and request scheduling in lane reservation systems. In *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1489–1494. IEEE, 2011.
- [232] Peng Su, Byungkyu Park, Joyoung Lee, and Yixin Sun. Proof-of-concept study for a roadway reservation system : integrated traffic management approach. *Transportation research record*, 2381(1) :1–8, 2013.
- [233] Florent Perronnet, Abdeljalil Abbas-Turki, and Abdellah El Moudni. Vehicle routing through deadlock-free policy for cooperative traffic control in a network of intersections : Reservation and congestion. In *17th international IEEE conference on intelligent transportation systems (ITSC)*, pages 2233–2238. IEEE, 2014.

- [234] John A Hartigan and Manchek A Wong. Algorithm as 136 : A k-means clustering algorithm. *Journal of the royal statistical society. series c (applied statistics)*, 28(1) :100–108, 1979.
- [235] James Newling and François Fleuret. Fast k-means with accurate bounds. In *International Conference on Machine Learning*, pages 936–944. PMLR, 2016.
- [236] Joaquín Pérez-Ortega, N Nely Almanza-Ortega, Andrea Vega-Villalobos, Rodolfo Pazos-Rangel, Crispín Zavala-Díaz, and Alicia Martínez-Rebollar. The k-means algorithm evolution. *Introduction to Data Science and Machine Learning*, 2019.
- [237] Shuyin Xia, Daowan Peng, Deyu Meng, Changqing Zhang, Guoyin Wang, Elisabeth Giem, Wei Wei, and Zizhong Chen. A fast adaptive k-means with no bounds. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020.
- [238] Md Ashifuddin Mondal and Zeenat Rehena. Identifying traffic congestion pattern using k-means clustering technique. In *2019 4th International Conference on Internet of Things : Smart Innovation and Usages (IoT-SIU)*, pages 1–5. IEEE, 2019.
- [239] Guido Gentile. Local user cost equilibrium : a bush-based algorithm for traffic assignment. *Transportmetrica A : Transport Science*, 10(1) :15–54, 2014.
- [240] Estelle Chevallier and Ludovic Leclercq. A macroscopic theory for unsignalized intersections. *Transportation Research Part B : Methodological*, 41(10) :1139–1150, 2007.
- [241] Estelle Chevallier and Ludovic Leclercq. Do microscopic merging models reproduce the observed priority sharing ratio in congestion ? *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 17(3) :328–336, 2009.
- [242] Estelle Chevallier and Ludovic Leclercq. Microscopic dual-regime model for single-lane roundabouts. *Journal of Transportation Engineering*, 135(6) :386–394, 2009.
- [243] Mostafa Ameli. *Heuristic Methods for Calculating Dynamic Traffic Assignment*. PhD thesis, Université de Lyon, 2019.
- [244] Xiqun Chen, Li Li, and Yi Zhang. A markov model for headway/spacing distribution of road traffic. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11(4) :773–785, 2010.
- [245] Li Li, Xiqun Chen, Zhiheng Li, and Lei Zhang. Freeway travel-time estimation based on temporal–spatial queueing model. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(3) :1536–1541, 2013.
- [246] Bernat Goni Ros, Victor L Knoop, Bart van Arem, and Serge P Hoogendoorn. Car-following behavior at sags and its impacts on traffic flow. In *presented at the 92nd Annual Meeting of the Transportation Research Board*, 2013.

- [247] Fo Vo Webster. Traffic signal settings. Technical report, 1958.
- [248] Mansoureh Jeihani, Stephen Lawe, and JP Connolly. Improving traffic assignment model using intersection delay function. Technical report, 2006.
- [249] Arnaud de La Fortelle. Analysis of reservation algorithms for cooperative planning at intersections. In *13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 445–449, 2010.
- [250] R Naumann, R Rasche, Jürgen Tacke, and C Tahedi. Validation and simulation of a decentralized intersection collision avoidance algorithm. In *Proceedings of Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 818–823. IEEE, 1997.
- [251] Florent Perronnet, Abdeljalil Abbas-Turki, and Abdellah El Moudni. A sequenced-based protocol to manage autonomous vehicles at isolated intersections. In *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, pages 1811–1816. IEEE, 2013.
- [252] Mourad Ahmane, Abdeljalil Abbas-Turki, Florent Perronnet, Jia Wu, Abdellah El Moudni, Jocelyn Buisson, and Renan Zeo. Modeling and controlling an isolated urban intersection based on cooperative vehicles. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 28 :44–62, 2013.
- [253] Michel Ferreira and Pedro M d’Orey. On the impact of virtual traffic lights on carbon emissions mitigation. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 13(1) :284–295, 2011.
- [254] Florent Perronnet, Abdeljalil Abbas-Turki, Jocelyn Buisson, Abdellah El Moudni, Renan Zeo, and Mourad Ahmane. Cooperative intersection management : Real implementation and feasibility study of a sequence based protocol for urban applications. In *2012 15th international IEEE conference on intelligent transportation systems*, pages 42–47. IEEE, 2012.
- [255] Ozan K Tonguz. Red light, green light—no light : Tomorrow’s communicative cars could take turns at intersections. *IEEE Spectrum*, 55(10) :24–29, 2018.
- [256] Cristina Olaverri-Monreal, Pedro Gomes, Michelle Krüger Silvéria, and Michel Ferreira. In-vehicle virtual traffic lights : A graphical user interface. In *7th iberian conference on information systems and technologies (cisti 2012)*, pages 1–6. IEEE, 2012.
- [257] Kurt Dresner and Peter Stone. Multiagent traffic management : A reservation-based intersection control mechanism. In *Autonomous Agents and Multiagent Systems, International Joint Conference on*, volume 3, pages 530–537. Citeseer, 2004.

- [258] Robert Hult, Mario Zanon, Gianluca Frison, Sébastien Gros, and Paolo Falcone. Experimental validation of a semi-distributed sequential quadratic programming method for optimal coordination of automated vehicles at intersections. *Optimal Control Applications and Methods*, 41(4) :1068–1096, 2020.
- [259] Zhihong Yao, Haoran Jiang, Yang Cheng, Yangsheng Jiang, and Bin Ran. Integrated schedule and trajectory optimization for connected automated vehicles in a conflict zone. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(3) :1841–1851, 2020.
- [260] Andreas A Malikopoulos and Liuhui Zhao. Optimal path planning for connected and automated vehicles at urban intersections. In *2019 IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 1261–1266. IEEE, 2019.
- [261] Tsz-Chiu Au and Peter Stone. Motion planning algorithms for autonomous intersection management. *Bridging the gap between task and motion planning*, 4, 2010.
- [262] Gabriel R Campos, Paolo Falcone, and Jonas Sjöberg. Traffic safety at intersections : a priority based approach for cooperative collision avoidance. *Proceedings of the FAST-Zero*, 15, 2015.
- [263] R Hult, M Zanon, S Gros, and P Falcone. Optimal coordination of three cars approaching an intersection. *Online* : <https://youtu.be/nYSXvnaNRK4>, 2017.
- [264] Alexander Katriniok, Peter Kleibaum, and Martina Joševski. Distributed model predictive control for intersection automation using a parallelized optimization approach. *IFAC-PapersOnLine*, 50(1) :5940–5946, 2017.
- [265] Amir Mirheli, Mehrdad Tajalli, Leila Hajibabai, and Ali Hajbabaie. A consensus-based distributed trajectory control in a signal-free intersection. *Transportation research part C : emerging technologies*, 100 :161–176, 2019.
- [266] Maximilian Kloock, Patrick Scheffe, Sascha Marquardt, Janis Maczijewski, Bassam Alrifae, and Stefan Kowalewski. Distributed model predictive intersection control of multiple vehicles. In *2019 IEEE intelligent transportation systems conference (ITSC)*, pages 1735–1740. IEEE, 2019.
- [267] Michael Quinlan, Tsz-Chiu Au, Jesse Zhu, Nicolae Sturca, and Peter Stone. Bringing simulation to life : A mixed reality autonomous intersection. In *2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 6083–6088. IEEE, 2010.
- [268] Jia Wu. *Utilisation de la conduite coopérative pour la régulation de trafic dans une intersection*. PhD thesis, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2011.

- [269] Jia Wu, Florent Perronnet, and Abdeljalil Abbas-Turki. Cooperative vehicle-actuator system : A sequence-based framework of cooperative intersections management. *IET Intelligent Transport Systems*, 8(4) :352–360, 2014.
- [270] Alejandro Ivan Morales Medina, Nathan Van de Wouw, and Henk Nijmeijer. Automation of a t-intersection using virtual platoons of cooperative autonomous vehicles. In *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 1696–1701. IEEE, 2015.
- [271] Florent Perronnet. *Régulation coopérative des intersections : protocoles et politiques*. PhD thesis, Belfort-Montbéliard, 2015.
- [272] Xuguang Hao. *Contribution à l'intersection coopérative : commandes longitudinale et latérale*. PhD thesis, Bourgogne Franche-Comté, 2017.
- [273] A Lombard, F Perronnet, A Abbas-Turki, A El Moudni, and R Bouyekhf. V2x for vehicle speed synchronization at intersections. *Proceedings of the 22nd Intelligent Transportation Systems World Congr., Bordeaux, France*, pages 5–9, 2015.
- [274] Jia Wu, Fei Yan, and Jianxing Liu. Effectiveness proving and control of platoon-based vehicular cyber-physical systems. *IEEE Access*, 6 :21140–21151, 2018.
- [275] Rahmi Akcelik. *Traffic signals : capacity and timing analysis*. 1981.
- [276] Nagui M Roupail, Mohammad Anwar, Daniel B Fambro, Paul Sloup, and Cesar E Perez. Validation of generalized delay model for vehicle-actuated traffic signals. *Transportation research record*, 1572(1) :105–111, 1997.
- [277] Martin Fellendorf and Peter Vortisch. Validation of the microscopic traffic flow model vissim in different real-world situations. In *transportation research board 80th annual meeting*, volume 11, 2001.
- [278] *VISUM 11.5, User manual*, PTV Vison. Karlsruhe : PTV AG. 2011.
- [279] Katharina Mueller and Sgouris P Sgouridis. Simulation-based analysis of personal rapid transit systems : service and energy performance assessment of the masdar city prt case. *Journal of advanced transportation*, 45(4) :252–270, 2011.
- [280] Danyel Reiche. Renewable energy policies in the gulf countries : A case study of the carbon-neutral “masdar city” in abu dhabi. *Energy policy*, 38(1) :378–382, 2010.

TABLE DES FIGURES

2.1	Illustration de diagramme fondamental	18
2.2	Comparaison des estimations du temps de parcours selon le degré de saturation <i>sat</i> : Exemple des courbes BPR et conique	21
2.3	Variables microscopiques	22
2.4	Exemple de modèle d'insertion	25
2.5	Cycle de MATSim	29
2.6	Les quatre étapes de la modélisation	30
3.1	Représentation générale d'un système multi-agents	48
3.2	Interaction des agents avec l'environnement par le biais de capteurs et d'actionneurs	49
3.3	Schéma général de l'agent apprenant : a- détail de la composante d'apprentissage, b- détail de la composante à base d'utilité	55
3.4	Exemples de phénomènes microscopiques : A- Situation d'interblocage ; B-Comparaison des scénarios B1 et B2 : Augmentation du temps de parcours malgré la baisse du nombre de véhicules à cause de l'extention du temps du feu vert	63
3.5	Articulation des périodes, des phases et des itérations de simulation [205] .	67
3.6	Exemple de génération de véhicules virtuels	77
3.7	Messages pour la réservation d'itinéraire	79
4.1	Risque de congestion par permutation inefficace	86
4.2	Exemple de mauvais choix à cause de trafic imprévu	87
4.3	RTE : Réseau avec une seule origine et une seule destination	87
4.4	RGM : Réseau avec deux origines et une seule destination	89
4.5	Protocoles de signalisation	90
4.6	Obstacles du protocole de peloton virtuel : a- état du trafic, b-obstacles considérés par le véhicule 4	91

4.7	Séquence du <i>PDD</i> dans le cas du peloton virtuel : a- Situation initiale avec insertion des véhicules selon leur ordre d'arrivée dans la <i>LOP</i> , b- Réorganisation de la <i>LOP</i> après la négociation des agents conducteurs pour vider l'intersection au plus tôt grâce à la formation de groupes	95
4.8	Réseau de circulation : Deux routes distinctes qui sont reliées par une seule voie reliant le point d'origine au point de destination. La gestion de l'intersection se fait par le biais de négociations entre les véhicules connectés (<i>V2V</i>) pour définir l'utilisation de l'espace conflictuel	99
4.9	Exemple d'objet collection : Vehicles	101
4.10	Aperçu du modèle	104
4.11	Réseau de transport de la ville de MASDAR [280]	112
4.12	Utilisation de la plateforme logiciel pour le cas de MASDAR : A-B : Affectation <i>ADT</i> et <i>AST</i> à base de <i>VISUM</i> , C- Simulation des résultats sur <i>VISSIM</i>	113

LISTE DES TABLES

2.1	Quelques équations usuelles de la relation débit taux d'occupation	18
2.2	Quelques équations usuelles d'estimation du temps de parcours \hat{t} en fonction de la saturation sat , où a , b , b' et d sont des facteurs à ajuster selon les observations du terrain	20
3.1	Hiérarchie des architectures cognitive [193]	51
4.1	Liste des attributs utilisés de l'objet Vehicle	102
4.2	Liste des attributs utilisés de l'objet LINK (L'unité de distance est par défaut en mètre)	103
4.3	Comparaison du temps de parcours moyen en a et b : Résultats des approches appliquées sur un réseau homogène RTE	107
4.4	Comparaison des approches en termes d'équité	108
4.5	Comparaison du temps de parcours moyen en a et b : Résultat des approches appliquées sur un réseau hétérogène RTE	108
4.6	Comparaison des approches en termes d'équité	109
4.7	Comparaison des temps de parcours moyens sur le réseau hétérogène $RGM110$	
4.8	Flux de trafic dans la simulation présentée de RGM	110
4.9	Comparaison des approches en termes d'équité	111
4.10	Comparaison des moyennes des résultats des approches appliquées à MASDAR	114
4.11	Comparaison des écarts types des résultats des approches appliquées à MASDAR	114

LISTE DES DÉFINITIONS

1	Définition : Premier Principe d'équilibre de Wardrop	31
2	Définition : Equilibre dynamique des usagers	36
3	Définition : Agent	49
4	Définition : Problème du plus court chemin	65

PUBLICATIONS SCIENTIFIQUES

JOURNAL

- Manal Elimadi, Abdeljalil Abbas-Turki, Abderrafiaa Koukam, Yazan Muallah and Mahjoub Dridi,
A comprehensive review on traffic assignment and future challenges,
Intelligent Transportation System Technologies and Applications, Invited paper under review.

CONFERENCE/WORKSHOP

- Manal Elimadi, Abdeljalil Abbas-Turki, Abder Koukam,
Distributed Artificial Intelligence for Traffic Assignment in Smart Cities,
9th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT) (CORE Rank : **B**), Rome, Italy, 2023, pp. 579-585, doi : 10.1109/CoDIT58514.2023.10284504.
- Manal Elimadi, Abdeljalil Abbas-Turki, Abder Koukam,
Multiagent Dynamic Route Assignment : Quick and Fair Itineraries to Connected and Autonomous Vehicles,
2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), Melbourne, Australia, 2021, pp. 1345-1351, doi : 10.1109/SMC52423.2021.9658970.
- Manal Elimadi, Abdeljalil Abbas-Turki, Abder Koukam,
A Novel Approach for Dynamic Traffic Assignment Based on Multi-Agent Node Reservation : Comparative Study on Two Competing Roads,,
Procedia Computer Science, Volume 191, 2021, pp. 320-327, ISSN 1877-0509, doi :10.1016/j.procs.2021.07.043. (Best Paper Award in The 11th International Conference on Sustainable Energy Information Technology (SEIT) August 9-12, 2021, Leuven, Belgium)

POSTER

- Manal Elimadi, Abdeljalil Abbas-Turki, Abder Koukam,
Prévision et simulation à base d'agents : Application au cas d'affectation routière,
INSA de Lyon, Lyon, France, 2019.

Titre : Modélisation et Simulation à base d'agents : Affectation Dynamique des Véhicules Autonomes et Connectés

Mots-clés : Mot-clé 1, Mot-clé 2

Résumé :

Le problème de l'affectation du trafic consiste à déterminer les itinéraires empruntés par les usagers d'une infrastructure de transport. Ce problème a fait l'objet de nombreuses études, en particulier dans le contexte de l'analyse des scénarios de développement des infrastructures routières et des stratégies tarifaires. Sa formulation repose principalement sur le principe de l'équilibre de Wardrop, où les itinéraires sont définis de manière que les utilisateurs n'aient aucun intérêt à modifier leurs trajets. En l'absence d'une politique tarifaire, cet équilibre garantit l'équité des temps de trajet entre chaque paire origine-destination. Cependant, il entraîne un coût social car l'équité ne garantit pas une utilisation optimale du réseau.

L'évolution des systèmes de transport intelligents, ainsi que l'avènement des véhicules autonomes et connectés, présentent de nouveaux défis pour les approches actuelles de résolution du problème d'affectation du trafic. Ces approches reposent sur plusieurs itérations de simulation pour estimer les temps de trajet et ajuster les itinéraires en suivant la descente du gradient. Cependant, ces méthodes présentent deux limitations majeures. D'une part, elles ne permettent pas de générer en temps réel des itinéraires équilibrés. D'autre part, elles ne tiennent pas compte de la capacité

des véhicules autonomes et connectés à acquérir des informations précises sur les conditions de circulation. Les travaux de cette thèse visent à aborder ces deux limites des approches actuelles. L'objectif est de définir les interactions entre les divers systèmes intelligents du trafic, afin de développer une approche capable de tirer parti des informations pertinentes pour générer en temps réel des itinéraires à la fois équitables et efficaces. Pour atteindre cet objectif, il est essentiel d'utiliser la modélisation et la simulation du trafic à base d'agents.

Les premiers systèmes multi-agents proposés de cette thèse sont inspirés des différentes hypothèses d'affectation du trafic de la littérature. Toutefois, les résultats obtenus ont montré quelques lacunes. Il est apparu que la connaissance précise des temps de trajet dépend principalement de la gestion des conflits aux nœuds du réseau. En conséquence, cette thèse propose une nouvelle approche basée sur la réservation multi-agent des intersections. Cette approche permet d'affecter dynamiquement la demande des véhicules autonomes et connectés. Les résultats montrent qu'il est possible de garantir l'équité des trajets fournis en temps-réel tout en améliorant significativement l'efficacité du trafic.

Title: Agent-Based Modeling and Simulation: Dynamic Assignment of Autonomous and Connected Vehicles

Keywords: Keyword 1, Keyword 2

Abstract:

The problem of traffic assignment consists of determining the routes taken by users of a transportation infrastructure. This problem has been the subject of numerous studies, particularly in analyzing scenarios for developing road infrastructure and pricing strategies. Its formulation is primarily based on the principle of Wardrop equilibrium, where routes are defined in such a way that users have no incentive to change their paths. In the absence of pricing policies, this equilibrium ensures fairness in travel times between each origin-destination pair. However, it results in a social cost because fairness does not necessarily allow for optimal use of the network.

The evolution of intelligent transportation systems and the emergence of connected and autonomous vehicles present new challenges to current approaches for solving the traffic assignment problem. These approaches rely on several simulation iterations to estimate travel times and adjust vehicle routes following gradient descent.

account the ability of connected and autonomous vehicles to acquire precise information about traffic conditions. The work of this thesis aims to address these two limitations of current approaches. The goal is to define the interactions between various intelligent transportation systems capable of leveraging relevant information to generate real-time routes that are both equitable and efficient. To achieve this objective, the thesis uses agent-based traffic modeling and simulation.

The initial multi-agent systems proposed in this thesis draw inspiration from various traffic assignment assumptions in the literature. However, the results obtained revealed some shortcomings. Simulations show that the precise knowledge of travel times primarily depends on managing conflicts at network nodes. As a result, this thesis proposes a new approach based on multi-agent reservation of intersections. This approach dynamically assigns itineraries for autonomous and connected vehicles. The results show that it is possible to compute fair